

Universidade de Brasília – UnB
Faculdade UnB Gama – FGA
Engenharia Aeroespacial

Identificação dos parâmetros de estabilidade e controle do aeromodelo VR-01

Autor: Pedro Henrique Beghelli
Orientador: Prof. PhD Thiago Felipe Kurudez Cordeiro

Brasília, DF
2019



Pedro Henrique Beghelli

Identificação dos parâmetros de estabilidade e controle do aeromodelo VR-01

Trabalho de Conclusão de Curso 02 submetido ao curso de graduação em Engenharia Aeroespacial da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Aeroespacial.

Universidade de Brasília – UnB

Faculdade UnB Gama – FGA

Orientador: Prof. PhD Thiago Felipe Kurudez Cordeiro

Coorientador: Prof. PhD Henrique Cezar Ferreira

Brasília, DF

2019

Pedro Henrique Beghelli

Identificação dos parâmetros de estabilidade e controle do aeromodelo VR-01/
Pedro Henrique Beghelli. – Brasília, DF, 2019-
159 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Prof. PhD Thiago Felipe Kurudez Cordeiro

Trabalho de Conclusão de Curso 02 – Universidade de Brasília – UnB
Faculdade UnB Gama – FGA , 2019.

1. Identificação de sistemas. 2. Identificação de aeromodelos. 3. Estimação das derivadas de estabilidade e controle I. Prof. PhD Thiago Felipe Kurudez Cordeiro. II. Universidade de Brasília. III. Faculdade UnB Gama. IV. Identificação dos parâmetros de estabilidade e controle do aeromodelo VR-01

CDU 02:141:005.6

Pedro Henrique Beghelli

Identificação dos parâmetros de estabilidade e controle do aeromodelo VR-01

Trabalho de Conclusão de Curso 02 submetido ao curso de graduação em Engenharia Aeroespacial da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Aeroespacial.

Trabalho aprovado. Brasília, DF, 09 de dezembro de 2019 – Data da aprovação do trabalho:

**Prof. PhD Thiago Felipe Kurudez
Cordeiro**
Orientador

**Prof. PhD Manuel Nascimento Dias
Barcelos Júnior**
Convidado 1

Prof. PhD William Reis Silva
Convidado 2

Brasília, DF
2019

Dedico este trabalho a minha família, em especial a meus pais.

Agradecimentos

Em primeiro lugar exprimo minha gratidão a Deus que proveu toda a sabedoria e saúde necessárias para que eu conseguisse realizar este trabalho e toda a graduação da melhor forma possível. Em tudo com amor e por amor.

Ao meu orientador Professor Thiago Kurudez, agradeço por sempre ter sido atencioso e prestativo ao longo do trabalho. Agradeço por todas as suas correções e orientações que enriqueceram este trabalho.

Agradeço também ao meu coorientador Professor Henrique Cezar, por ter disponibilizado a infraestrutura e confiado a mim alguns equipamentos do Laboratório de Robótica Aérea da Universidade de Brasília (UnB) durante o período de execução deste trabalho.

Devo gratidão a equipe de aerodesign da UnB- Gama, *Mamutes do Cerrado*, por disponibilizar a bancada de teste da equipe para o teste estático do motor do aeromodelo VR-01 cujos dados ficarão de legado para os futuros trabalhos. Agradeço em especial ao integrante da equipe, e também aluno, Gabriel Allecsander, por sua boa vontade, paciência e ajuda na execução deste teste estático.

Agradeço também a equipe de aerodesign da Faculdade de Tecnologia da UnB, *Draco Volans*, em especial ao integrante Gilberto, por ter tido a boa vontade e disponibilidade de compartilhar as experiências e práticas da equipe em relação as formas de medição do centro de gravidade e a obtenção dos momentos de inércia de aeromodelos.

Agradeço ainda ao piloto Ricardo por sua boa vontade e competência em pilotar o aeromodelo nos dois dias de testes para coleta de dados e por seus diversos ensinamentos e experiências sobre os aeromodelos.

Aproveito a oportunidade para agradecer também aos meus pais cujo o apoio incondicional, o carinho e os seus ensinamentos permanecem marcados em mim. Aos meus irmãos pela parceria e exemplos de vida que sempre me transmitiram. À minha namorada por sua força, companhia, compreensão e carinho. E por fim, agradeço também a todos os valiosos amigos que pude conhecer ao longo da graduação. Todo o caminho se tornou melhor e mais leve por causa de vocês. Meu muito obrigado a todos vocês.

*Voar é...,
se sentir como um pássaro...
não sentir os limites...*

Resumo

O presente trabalho tem por finalidade realizar a identificação dos parâmetros de estabilidade e controle do aeromodelo VR-01. Este aeromodelo pertence ao Laboratório de Robótica Aérea da Universidade de Brasília, tem 2,4 quilogramas e envergadura de aproximadamente 1,98 metros. A identificação dos seus parâmetros fornecerá as informações necessárias para o desenvolvimento de um simulador de voo, malhas de controle e autopiloto em trabalhos futuros. A metodologia utilizada neste trabalho foi estruturada a partir da definição e detalhamento dos seguintes requisitos inerentes a um processo de identificação: definição da estrutura de modelagem, manobras, coleta de dados, técnica de estimação e validação da modelagem. Com respeito a estrutura de modelagem no processo, definiu-se uma estrutura de modelagem em dois espaços de estados referentes aos modos longitudinal e látero-direcional desacoplados da aeronave. Para a excitação do veículo em voo foram definidas as manobras de *doublet* e pulso no profundor, *bank-to-bank* no aileron e *doublet* no leme. Os estados coletados em voo e usados na identificação foram as velocidades angulares (p , q , r), os ângulos de Euler (ϕ e θ), os ângulos de ataque (α) e derrapagem (β) e a velocidade do ar (V_T). Para a estimação dos parâmetros foram usadas duas funções diferentes do MATLAB, a *n4sid* e a *greyest*. A conversão dos parâmetros estimados nos modelos em espaço de estados para os parâmetros utilizados no modelo de simulação não-linear da aeronave se deu a partir de equações analíticas de conversão. A validação dos modelos se deu com base nos critérios de ajuste (*fit*), coeficiente de desigualdade de Theil (TIC) e na análise de plausibilidade. A metodologia foi primeiramente testada na identificação de um modelo de simulação da aeronave *Cessna 172p*, a fim de verificar o seu funcionamento e possíveis dificuldades antes de utilizá-la na identificação do aeromodelo real. Logo em seguida, a metodologia foi aplicada na estimação de modelos para o veículo VR-01. Realizou-se os experimentos do pêndulo composto e bifilar que forneceram bons resultados para os momentos de inércia em torno dos eixos X, Y e Z. Realizou-se ainda a modelagem do aeromodelo no *XFLR5* que estimou preliminarmente as derivadas de estabilidade e controle. Durante os voos e a etapa de processamento dos dados, vários desafios surgiram como a presença de rajadas de vento durante o voo, a dificuldade de manter o veículo estabilizado em um ponto de operação, o fator humano no controle do aeromodelo, a limitação dos sensores na amostragem dos dados, a presença de sensores com taxas de amostragens diferentes. Os algoritmos de estimação não conseguiram estimar modelos adequados para o VR-01 e algumas possíveis justificativas junto com melhorias para trabalhos futuros foram apresentadas.

Palavras-chaves: Identificação de sistemas. Identificação de aeromodelos. Estimação das derivadas de estabilidade e controle.

Abstract

The present work aims to identify the stability and control parameters of the VR-01 model aircraft. This model aircraft belongs to the Laboratory of Aerial Robotics of the University of Brasilia, it has 2.4 kilograms and wingspan of approximately 1.98 meters. The identification of your parameters will provide the information needed to develop a flight simulator, control loop and autopilot for future works at the laboratory. The methodology used in this work was built from a literature review of books and dissertations. It is based on the definition and detailing of the following requirements: definition of the model structure, maneuvers, data collection, estimation technique and model validation. The model structure used is based on a two state space modeling structure decoupled in longitudinal and latero-directional modes. About the excitation of the vehicle in flight, it was used the doublet and pulse inputs on the elevator, bank-to-bank on the aileron and doublet on the rudder. The states recorded in flight and used for systema identification were angular velocities (p , q , r), Euler angles (ϕ and θ), angles of attack (α) and of sideslip (β) and the airspeed (V_T). For parameter estimation, two different MATLAB functions were used, `textit n4sid` and `textit greyest`. The conversion of the estimated parameters of the state space models to the parameters used in the aircraft nonlinear simulation model was based on analytical conversion equations. The validation of the models was based on the criteria goodness of fit, on Theil's inequality coefficient (TIC) and plausibility analysis. The methodology, firstly, was tested to identify a simulation model of the aircraft Cessna 172p. This step was useful in order to learn how to operate this methodology and to discover, before to use it VR-01 identification. After that, the methodology was really applied to VR-01 identification. The compound and bifilar pendulum experiments were performed which provided good results for the inertia moments around the X, Y and Z axes. Also, the model aircraft was modelled in XFLR5 software, which provided the preliminary estimation for the state and control derivatives. During the flight tests and data processing phase, several challenges arose during the process such as the presence of wind gusts during the flights, the difficulty of keeping the model aircraft stabilized at an operating point, the human factor in controlling the model aircraft, the imperfection of the sensors, the presence of sensors with different sampling rates. In the end, the used estimation techniques could not estimate adequate models for VR-01 and some possible reasons and some improvements for future work were presented.

Key-words: System identification. Model aircraft identification. Estimation of stability and control derivatives.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Aeromodelo objeto de estudo do trabalho	29
Figura 2 – Esquemático de sistema dinâmico com sensor. Adaptado de Keesman (2011)	32
Figura 3 – Fluxograma de processos na identificação de sistemas. Adaptado de Ljung (1987)	33
Figura 4 – Fluxograma do Método de Erro de Saída. Adaptado de Jategaonkar (2006)	37
Figura 5 – Fluxograma do Método de Erro de Filtro. Adaptado de Jategaonkar (2006)	38
Figura 6 – Fluxograma geral do Método dos Mínimos Quadrados. Adaptado de Jategaonkar (2006)	39
Figura 7 – Sistema de referência NED (FISCHER, 2017)	43
Figura 8 – Sistemas de Referência do Corpo, do vento e de estabilidade. Adaptado de Stevens e Lewis (1992)	44
Figura 9 – Ilustração da sequência de rotação 2-3. Adaptado de Assemlal (2010)	45
Figura 10 – Ilustração da sequência de rotação 3-2-1. Adaptado de Charlie (2019)	45
Figura 11 – Exemplo de resposta rápida e oscilatória do ângulo de arfagem θ que caracteriza a dinâmica longitudinal de período curto. (autoral)	53
Figura 12 – Ilustração da dinâmica longitudinal de fugóide em uma aeronave. (WIKIPEDIA, 2019)	53
Figura 13 – Exemplo de resposta rápida e não-oscilatória do ângulo de rolamento ϕ que caracteriza a dinâmica látero-direcional de rolamento puro. (autoral)	53
Figura 14 – Ilustração da dinâmica látero-direcional de rolamento holandês em uma aeronave. Adaptado de Cook (2012)	54
Figura 15 – Ilustração da dinâmica látero-direcional de espiral em uma aeronave. Adaptado de Cook (2012)	54
Figura 16 – Raízes dos modos longitudinais. Adaptado de Nelson et al. (1998)	56
Figura 17 – Raízes dos modos látero-direcionais. Adaptado de Nelson et al. (1998)	57
Figura 18 – Manobras recomendadas na identificação de uma aeronave. Adaptado de Jategaonkar (2006)	58
Figura 19 – Fluxograma de processos de criação	67
Figura 20 – Manobras a serem executadas. Adaptado de Jategaonkar (2006)	70
Figura 21 – Fluxograma do plano de voo	72
Figura 22 – Fluxograma do processo de estimação de derivadas látero-direcionais	74
Figura 23 – Fluxograma do processo de estimação de derivadas longitudinais	75
Figura 24 – Entradas pulso e <i>doublet</i> sequenciadas num mesmo <i>log de dados</i>	75

Figura 25 – Visão geral do modelo no Simulink	78
Figura 26 – Blocos internos ao bloco <i>Modelo da Aeronave</i>	78
Figura 27 – Diagramas de polo-zeros	81
Figura 28 – Sinais de comando de excitação das dinâmicas longitudinais	81
Figura 29 – Sinais de comando de excitação das dinâmicas látero-direcionais	82
Figura 30 – Densidades espectrais de Energia das manobras 29(b) e 28(a)	82
Figura 31 – Comparação das respostas dos modelos Estimados x Referência para entrada no aileron	86
Figura 32 – Comparação das respostas dos modelos Estimados x Referência para entrada no leme	86
Figura 33 – Comparação das respostas dos modelos Estimados x Referência para entrada de pulso no profundor	91
Figura 34 – Comparação das respostas dos modelos Estimados x Referência para entrada de <i>doublet</i> no profundor	92
Figura 35 – Comparação das respostas entre os modelos não-lineares, original e identificado, a excitação no leme	95
Figura 36 – Comparação das respostas entre os modelos não-lineares, original e identificado, a excitação no aileron	95
Figura 37 – Comparação das respostas entre os modelos não-lineares, original e identificado, a excitação pulso profundor	96
Figura 38 – Comparação das respostas entre os modelos não-lineares, original e identificado, a excitação <i>doublet</i> profundor	96
Figura 39 – Comparação das respostas entre os modelos linear e não-linear originais do Cessna resultantes da excitação <i>doublet</i> no leme	98
Figura 40 – Comparação das respostas entre os modelos linear e não-linear originais do Cessna resultantes da excitação <i>bank-to-bank</i> no aileron	99
Figura 41 – Comparação das respostas entre os modelos linear e não-linear originais do Cessna resultantes da excitação pulso no profundor	99
Figura 42 – Comparação das respostas entre os modelos linear e não-linear originais do Cessna resultantes da excitação <i>doublet</i> no profundor	99
Figura 43 – Comparação entre sinal original sem ruído e sinal com ruído branco adicionado	101
Figura 44 – Exemplo de sinal fornecido aos estimadores sem instantes de tempo prévio e estabilizado no ponto de operação	103
Figura 45 – Fotografia de perfil da ponta de asa	106
Figura 46 – Identificação das dimensões do aerofólio do VR-01	106
Figura 47 – Comparação NACA 5312 e aerofólio do VR-01	107
Figura 48 – Dimensões da asa do VR-01 modelada no XFLR5	108
Figura 49 – Esquemático da pesagem do aeromodelo	109

Figura 50 – Modelagem da distribuição de massas no XFLR5	110
Figura 51 – Modelagem da distribuição de massas no XFLR5	111
Figura 52 – Busca experimental do CG	112
Figura 53 – Pêndulo composto para cálculo do momento de inércia I_x	113
Figura 54 – Pêndulo composto para cálculo do momento de inércia I_y	114
Figura 55 – Pêndulo bifilar para cálculo do momento de inércia I_z	114
Figura 56 – Diagramas de polo-zeros estimados pelo XFLR5 para o veículo VR-01 .	119
Figura 57 – Pixhawk 1 (DRONECODE, 2019).	120
Figura 58 – Disposição interna dos componentes eletrônicos	122
Figura 59 – Janela inicial do Mission Planer	123
Figura 60 – Exemplo com plotagem do sinal de deflexão do profundor durante voo no 1º dia	125
Figura 61 – Trajetória do aeromodelo plotada em 3D pelo Google Earth	127
Figura 62 – Exemplo de sinal re-amostrado a uma taxa menor	128
Figura 63 – Espectro de frequências do sinal de velocidade angular Q	129
Figura 64 – Comparação entre o sinal do ângulo ψ obtido via TRIAD e via Filtro de Kalman	130
Figura 65 – Medição da deflexão da superfície de controle - profundor	131
Figura 66 – Sinais relativos a ocorrência de manobra pulso no profundor	132
Figura 67 – Análise de uma manobra <i>doublet</i> no profundor do veículo VR-01	132
Figura 68 – Análise espectral do sinal <i>doublet</i> no profundor da figura 67	133
Figura 69 – Análise de uma manobra <i>doublet</i> no leme do veículo VR-01	133
Figura 70 – Análise espectral do sinal <i>doublet</i> no leme da figura 67	134
Figura 71 – Análise de uma manobra <i>bank-to-bank</i> no aileron do veículo VR-01 . .	134
Figura 72 – Ângulo ϕ da deflexão de aileron	135
Figura 73 – Ocorrência de acoplamento entre dinâmica longitudinal e látero-direcional da manobra pulso no profundor da figura 66	136
Figura 74 – Ocorrência de acoplamento entre dinâmica longitudinal e látero-direcional da manobra pulso no profundor da figura 66	138
Figura 75 – Comparação gráfica dos ajustes das respostas dos modelos látero-direcionais estimados em relação aos sinais de validação	140
Figura 76 – Comparação gráfica dos ajustes das respostas dos modelos longitudinais estimados em relação aos sinais de validação	142

Lista de tabelas

Tabela 1 – Quadro de componentes e seus preços aproximados	29
Tabela 2 – Derivadas Longitudinais	51
Tabela 3 – Derivadas Látero-direcionais	52
Tabela 4 – Comparação entre as funções <i>greyest</i> e <i>n4sid</i>	73
Tabela 5 – Ponto de referência da condição de trim	79
Tabela 6 – % de <i>fit</i> - excitação aileron	87
Tabela 7 – % de <i>fit</i> - excitação leme	87
Tabela 8 – Comparações entre autovalores e frequências naturais	88
Tabela 9 – Derivadas e coeficientes da dinâmica látero-direcional	89
Tabela 10 – % de <i>fit</i> - excitação pulso no profundo	92
Tabela 11 – % de <i>fit</i> - excitação <i>doublet</i> no profundo	92
Tabela 12 – Comparações entre autovalores e frequências naturais -estimação lon- gitudinal	93
Tabela 13 – Derivadas de dinâmica longitudinal	94
Tabela 14 – Análise TIC das respostas de excitação do leme	95
Tabela 15 – Análise TIC das respostas de excitação do aileron	96
Tabela 16 – Análise TIC das respostas de excitação pulso no profundo	96
Tabela 17 – Análise TIC das respostas de excitação <i>doublet</i> no profundo	97
Tabela 18 – % de <i>fit</i> látero-direcional - modelo linear em relação ao modelo não-linear	100
Tabela 19 – % de <i>fit</i> longitudinal- modelo linear em relação ao modelo não-linear .	100
Tabela 20 – % de <i>fit</i> - excitação leme	101
Tabela 21 – % de <i>fit</i> - excitação aileron	102
Tabela 22 – % de <i>fit</i> - excitação <i>doublet</i> profundo	102
Tabela 23 – % de <i>fit</i> - excitação pulso profundo	102
Tabela 24 – Distribuição das massas na modelagem do VR-01 no XFLR5	109
Tabela 25 – Resultados para o CG utilizando diferentes métodos	112
Tabela 26 – Dados do experimento de pêndulo composto em torno do eixo X. . . .	116
Tabela 27 – Dados do experimento de pêndulo composto em torno do eixo Y	116
Tabela 27 – Dados do experimento de pêndulo composto em torno do eixo Y	117
Tabela 28 – Dados do experimento de pêndulo composto em torno do eixo Z	117
Tabela 29 – Resultados para os momentos de inércia	117
Tabela 30 – Lista dos componentes de aquisição de dados	121
Tabela 31 – Amplitudes de deflexão das superfícies de controle do VR-01.	131
Tabela 32 – Porcentagens de ajuste das respostas dos modelos látero-direcionais estimados às resposta de validação.	140
Tabela 33 – Coeficientes látero-direcionais dos modelos estimados VR-01	141

Tabela 34 – Porcentagens de ajuste das respostas dos modelos longitudinais estimados às resposta de validação.	142
Tabela 35 – Coeficientes longitudinais dos modelos estimados VR-01	142
Tabela 36 – Parâmetros do modelo simulador do Cessna 172 (FlightGear 2016.3.1, 2016)	153
Tabela 36 – Parâmetros do modelo simulador do Cessna 172 (FlightGear 2016.3.1, 2016)	154
Tabela 37 – Look up table - $CD\alpha$ (FlightGear 2016.3.1, 2016)	154
Tabela 37 – Look up table - $CD\alpha$ (FlightGear 2016.3.1, 2016)	155
Tabela 38 – Look up table - $CY\beta$ (FlightGear 2016.3.1, 2016)	155
Tabela 39 – Look up table - $CL\alpha$ (FlightGear 2016.3.1, 2016)	155
Tabela 39 – Look up table - $CL\alpha$ (FlightGear 2016.3.1, 2016)	156
Tabela 40 – Look up table - $Cl\beta$ (FlightGear 2016.3.1, 2016)	156
Tabela 41 – Look up table - Clp (FlightGear 2016.3.1, 2016)	156
Tabela 42 – Look up table - $Cn\beta$ (FlightGear 2016.3.1, 2016)	157
Tabela 43 – Registro dos instante de execução das manobras longitudinais	158
Tabela 44 – Registro dos instante de execução das manobras látero-direcionais	159

Lista de abreviaturas e siglas

UnB	Universidade de Brasília
VANT	Veículo Aéreo Não Tripulado
TCC	Trabalho de Conclusão de Curso
ECEF	Earth Centered-Earth Fixed
CG	Centro de Gravidade
CFD	<i>Computational Fluid Dynamics</i>
IMU	<i>Inertial Measurements of Inertia</i>
COTS	<i>Components of the shelf</i>
MAC	<i>Mean Aerodynamic Chord</i>
CAD	<i>Computation Aided Design</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
NED	<i>North-East-Down</i>
ESC	<i>Electronic Speed Control</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
TIC	<i>Theil's Inequality Coefficient</i>

Lista de símbolos

Θ	Vetor de parâmetros a serem estimados em uma identificação de sistema.
α	Ângulo de ataque
β	Ângulo de derrapagem
ϕ	Ângulo de rolamento
θ	Ângulo de arfagem
θ_0	Ângulo de arfagem no ponto de operação
ψ	Ângulo de guinada
$\dot{\phi}$	Velocidade angular de rolamento
$\dot{\theta}$	Velocidade angular de arfagem
$\dot{\psi}$	Velocidade angular de guinada
X_N	Eixo X do Sistema Referencial na Superfície da Terra
Y_E	Eixo Y do Sistema Referencial na Superfície da Terra
Z_D	Eixo Z do Sistema Referencial na Superfície da Terra
p_N	Posição no eixo X_N do Sistema de Referência de Superfície na Terra
p_E	Posição no eixo Y_E do Sistema de Referência de Superfície na Terra
h	Altitude
\dot{p}_N	Componente de velocidade inercial no eixo X_N do Sistema de Referência de Superfície na Terra
\dot{p}_E	Componente de velocidade inercial no eixo Y_E do Sistema de Referência de Superfície na Terra
\dot{h}	Componente de velocidade inercial no eixo Z_D do Sistema de Referência de Superfície na Terra
X_b	Eixo x do Sistema Referencial de Corpo Fixo
Y_b	Eixo y do Sistema Referencial de Corpo Fixo

Z_b	Eixo z do Sistema Referencial de Corpo Fixo
X_w	Eixo x do Sistema Referencial de Vento
Y_w	Eixo y do Sistema Referencial de Vento
Z_w	Eixo z do Sistema Referencial de Vento
X_s	Eixo x do Sistema Referencial de Estabilidade
Y_s	Eixo y do Sistema Referencial de Estabilidade
Z_s	Eixo z do Sistema Referencial de Estabilidade
cos	Função trigonométrica de cosseno
sin	Função trigonométrica de seno
R_b^w	Matriz de rotação do Sistema de Vento para o Sistema de Corpo Fixo
R_b^{NED}	Matriz de rotação do Sistema de NED para o Sistema de Corpo Fixo
R_{NED}^b	Matriz de rotação do Sistema de Corpo Fixo para o Sistema de NED
R_w^b	Matriz de rotação do Sistema de Corpo Fixo para o Sistema de Vento
U	Velocidade linear no eixo x do sistema de corpo fixo no modelo não-linear de aeronave
u	Velocidade linear no eixo x do sistema de corpo fixo no modelo linear de aeronave
u_0	Velocidade linear de trim no eixo X_b
V	Velocidade linear no eixo y do sistema de corpo fixo no modelo não-linear de aeronave
v	Velocidade linear no eixo y do sistema de corpo fixo no modelo linear de aeronave
W	Velocidade linear no eixo z do sistema de corpo fixo no modelo não-linear de aeronave
w	Velocidade linear no eixo z do sistema de corpo fixo no modelo linear de aeronave
w_0	Velocidade linear de trim no eixo Z_b
P	Velocidade angular em torno do eixo X_b no modelo não-linear de aeronave

p	Velocidade angular em torno do eixo X_b no modelo linear de aeronave
Q	Velocidade angular em torno do eixo Y_b no modelo não-linear de aeronave
q	Velocidade angular em torno do eixo Y_b no modelo linear de aeronave
R	Velocidade angular em torno do eixo Z_b no modelo não-linear de aeronave
r	Velocidade angular em torno do eixo Z_b no modelo linear de aeronave
\dot{U}	Aceleração linear no eixo x do sistema de corpo fixo no modelo não-linear de aeronave
\dot{V}	Aceleração linear no eixo y do sistema de corpo fixo no modelo não-linear de aeronave
\dot{W}	Aceleração linear no eixo z do sistema de corpo fixo no modelo não-linear de aeronave
\dot{P}	Aceleração angular de rolamento no modelo não-linear de aeronave
\dot{Q}	Aceleração angular arfagem no modelo não-linear de aeronave
\dot{R}	Aceleração angular guinada no modelo não-linear de aeronave
X	Força ao longo do eixo X_b de uma aeronave
Y	Força ao longo do eixo Y_b e do eixo Y_w de uma aeronave
Z	Força ao longo do eixo Z_b de uma aeronave
-D	Força ao longo do eixo X_w de uma aeronave
-L	Força ao longo do eixo Z_w de uma aeronave
L	Momento de rolamento em torno do eixo X_b ou do eixo X_w de uma aeronave.
M	Momento de arfagem em torno do eixo Y_b ou do eixo Y_w de uma aeronave.
N	Momento de guinada em torno do eixo Z_b ou do eixo Z_w de uma aeronave.
S	Área de referência da asa
b	Envergadura de asa

I_x	Momento de inércia em relação ao eixo x
I_y	Momento de inércia em relação ao eixo y
I_z	Momento de inércia em relação ao eixo z
\bar{c}	Corda média da asa
δ_e	Sinal de controle do profundor
δ_a	Sinal de controle do aileron
δ_r	Sinal de controle do leme
δ_T	Sinal de controle da manete de potência
V_T	Velocidade do vento
Σ	Função de somatório
F	Vetor de força resultante
M	Vetor de momento resultante
\bar{v}	Vetor velocidade no Sistema de Referência de Corpo
H	Vetor momento angular
Hx	Componente do momento angular no eixo X_b
Hy	Componente do momento angular no eixo Y_b
H_z	Componente do momento angular no eixo Z_b
\ddot{x}	Aceleração resultante no eixo X_b
\ddot{y}	Aceleração resultante no eixo Y_b
\ddot{z}	Aceleração resultante no eixo Z_b
h_x	Efeito giroscópico do sistema propulsivo em torno do eixo X_b
h_y	Efeito giroscópico do sistema propulsivo em torno do eixo Y_b
h_z	Efeito giroscópico do sistema propulsivo em torno do eixo Z_b .
ω_n	Frequência natural
\bar{q}	Pressão dinâmica
X_{δ_T}	Derivada dimensional de força X relativa a variação de empuxo

Z_{δ_T}	Derivada dimensional de força Z relativa a variação de empuxo
M_{δ_T}	Derivada dimensional de momento M relativa a variação de empuxo
X_{δ_e}	Derivada dimensional de força X relativa a deflexão do profundor
Z_{δ_e}	Derivada dimensional de força Z relativa a deflexão do profundor
M_{δ_e}	Derivada dimensional de momento M relativa a deflexão do profundor
M_w	Derivada dimensional de momento M relativa a variação da velocidade linear vertical w
M_u	Derivada dimensional de momento M relativa a variação da velocidade linear longitudinal u
M_q	Derivada dimensional de momento M relativa a variação da velocidade angular q
$M_{\dot{w}}$	Derivada dimensional de momento M relativa a taxa de variação da velocidade linear w
$Z_{\dot{w}}$	Derivada dimensional de força Z relativa a taxa de variação da velocidade linear w
Z_q	Derivada adimensional de força Z relativa a variação de velocidade angular q
Z_w	Derivada dimensional de força Z relativa a variação de velocidade linear longitudinal w
Z_u	Derivada dimensional de força Z relativa a variação de velocidade linear longitudinal u
X_u	Derivada dimensional de força X relativa a variação de velocidade linear longitudinal u
X_w	Derivada dimensional de força X relativa a variação de velocidade linear longitudinal w
Y_v	Derivada dimensional de força Y relativa a variação de velocidade linear lateral v
Y_p	Derivada dimensional de força Y relativa a variação de velocidade angular p
Y_r	Derivada dimensional de força Y relativa a variação de velocidade angular r

L_v	Derivada dimensional de momento L relativa a variação de velocidade linear lateral v
L_p	Derivada dimensional de momento L relativa a variação de velocidade angular p
L_r	Derivada dimensional de momento L relativa a variação de velocidade angular r
N_v	Derivada dimensional de momento N relativa a variação de velocidade linear lateral v
N_p	Derivada dimensional de momento N relativa a variação de velocidade angular p
N_r	Derivada dimensional de momento N relativa a variação de velocidade angular r
Y_{δ_r}	Derivada dimensional de força Y relativa a deflexão do leme
L_{δ_a}	Derivada dimensional de momento L relativa a deflexão do aileron
L_{δ_r}	Derivada dimensional de momento L relativa a deflexão do leme
N_{δ_a}	Derivada dimensional de momento N relativa a deflexão do aileron
N_{δ_r}	Derivada dimensional de momento N relativa a deflexão do leme
C_D	Coefficiente de arrasto
C_Y	Coefficiente da força lateral Y
C_L	Coefficiente de sustentação
C_l	Coefficiente de momento de rolamento em torno de X_b ou X_w
C_m	Coefficiente de momento de arfagem em torno de Y_b ou Y_w
C_n	Coefficiente de momento de guinada em torno de Z_b ou Z_w
C_{l_p}	Coefficiente adimensional de momento L relativa a variação de velocidade angular p
C_{l_r}	Coefficiente adimensional de momento L relativa a variação de velocidade angular r
C_{n_β}	Coefficiente adimensional de momento N relativa a variação do ângulo de derrapagem

C_{n_p}	Coeficiente adimensional de momento N relativa a variação de velocidade angular p
C_{n_r}	Coeficiente adimensional de momento N relativa a variação de velocidade angular r
$C_{Y_{\delta_r}}$	Coeficiente adimensional de força Y relativa a deflexão do leme
$C_{l_{\delta_a}}$	Coeficiente adimensional de momento L relativa a deflexão do aileron
$C_{l_{\delta_r}}$	Coeficiente adimensional de momento L relativa a deflexão do leme
$C_{n_{\delta_a}}$	Coeficiente adimensional de momento N relativa a deflexão do aileron
$C_{n_{\delta_r}}$	Coeficiente adimensional de momento N relativa a deflexão do leme
$C_{m_{\delta_T}}$	Coeficiente adimensional de força X relativa a variação de empuxo
C_{m_α}	Coeficiente adimensional de momento M relativa a variação do ângulo de ataque
C_{m_0}	Coeficiente de momento M para $\alpha = 0$
C_{m_u}	Coeficiente adimensional de momento M relativa a variação da velocidade linear longitudinal u
$C_{L_{\dot{\alpha}}}$	Coeficiente adimensional de força relativa a taxa de variação do ângulo de ataque
C_{L_α}	Coeficiente adimensional de força Z relativa a variação do ângulo de ataque
C_{L_0}	Coeficiente de sustentação na condição de trim
C_{D_0}	Coeficiente de arrasto na condição de trim
C_{D_u}	Coeficiente adimensional de força X relativa a variação de velocidade linear longitudinal u
C_{X_α}	Coeficiente adimensional de força X relativa a variação do ângulo de ataque
C_{X_β}	Coeficiente adimensional de força X relativa a variação do ângulo de derrapagem
C_{Y_β}	Coeficiente adimensional de força Y relativa a variação do ângulo de derrapagem

C_{Y_p}	Coeficiente adimensional de força Y relativa a variação de velocidade angular p
C_{Y_r}	Coeficiente adimensional de força Y relativa a variação de velocidade angular r
C_{l_β}	Coeficiente adimensional de momento L relativa a variação do ângulo de derrapagem
g	Aceleração da gravidade
Θ_0	Vetor de parâmetros iniciais de uma processo de estimação
x_0	Vetor de estados iniciais
X_{est}	Vetor de estados
t	Tempo contínuo
k	Tempo discreto
$y(t)$	Vetor de respostas de sistema contínuo
$y(k)$	Vetor de respostas de sistema discreto
m	Metro
cm	Centímetro
mm	Milímetro
kg	Quilograma
s	Segundos
W_1	Peso em Newtons do suporte (caso haja) + aeromodelo no cálculo experimental dos momentos de inércia
P_1	Período de oscilação do conjunto suporte+aeromodelo no cálculo experimental dos momentos de inércia
L_1	Distância do eixo de rotação até o CG do sistema suporte+aeromodelo no cálculo experimental dos momentos de inércia
W_2	Peso em Newtons apenas do suporte (caso haja) no cálculo experimental dos momentos de inércia
P_2	Período de oscilação apenas do suporte no cálculo experimental dos momentos de inércia

L_2	Distância do eixo de rotação até o CG do suporte no cálculo experimental dos momentos de inércia
W_3	Peso em Newtons do aeromodelo apenas no cálculo experimental dos momentos de inércia
P_3	Período de oscilação apenas do aeromodelo no cálculo experimental dos momentos de inércia
L_3	Distância do eixo de rotação até o CG do aeromodelo apenas no cálculo experimental dos momentos de inércia
W_3	Peso em Newtons do aeromodelo apenas no cálculo experimental dos momentos de inércia
P_3	Período de oscilação apenas do aeromodelo no cálculo experimental dos momentos de inércia
L	Comprimento das fibras verticais no pêndulo bifilar
D	Distância entre as fibras do pêndulo bifilar

Sumário

1	INTRODUÇÃO	27
1.1	Problemática	27
1.2	Motivação	27
1.3	Objeto de estudo	28
1.4	Objetivo Geral	29
1.5	Objetivos específicos	29
1.6	Abordagem metodológica	30
1.7	Estrutura do trabalho	30
2	A IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS	32
2.1	O que é identificação de sistema	32
2.2	Caracterização de um modelo matemático	34
2.3	Coleta de dados experimentais	35
2.4	Técnicas de estimação de parâmetros	36
2.4.1	Método de Erro de Saída	36
2.4.2	Método de Erro de Filtro	37
2.4.3	Método dos Mínimos Quadrados	38
2.4.4	Métodos de Predição de Erro	39
2.4.5	Método Baseado no Subespaço	40
2.5	Técnicas de validação	40
3	A IDENTIFICAÇÃO DE UM AEROMODELO	41
3.1	Modelo não-linear e linear de aeromodelo	41
3.1.1	Modelagem não-linear	42
3.1.1.1	Eixos de referência	42
3.1.1.1.1	Sistema de Referência na Superfície da Terra	42
3.1.1.1.2	Sistemas de Referência do Corpo	43
3.1.1.2	Modelagem das forças e momentos aerodinâmicos	46
3.1.1.3	Modelagem das forças propulsivas	47
3.1.1.4	Equações do movimento	47
3.1.2	Modelagem linear	49
3.2	Planejamento dos voos de teste	52
3.2.1	Projeto das manobras	53
3.2.1.1	Excitação da dinâmica de período curto	60
3.2.1.2	Excitação da dinâmica de fugóide	60
3.2.1.3	Excitação da dinâmica de rolamento puro	60

3.2.1.4	Excitação da dinâmica de rolamento holandês	61
3.2.2	Medição de dados	61
3.3	Escolha do método de estimação de parâmetros para o aeromodelo	63
3.4	Validação do modelo dinâmico	64
4	DEFINIÇÕES PARA COMPOSIÇÃO DA METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO DO AEROMODELO VR-01	67
4.1	Definição da estrutura do modelo	67
4.2	Estimação preliminar de parâmetros do veículo	68
4.2.1	Parâmetros geométricos e Matriz de inércia	68
4.2.2	Estimativa preliminar das derivadas aerodinâmicas	69
4.3	Design do experimento	69
4.3.1	Manobras	69
4.3.2	Planejamento dos voos de teste	70
4.3.3	Coleta dos dados	71
4.4	Processos da estimação de parâmetros	73
4.4.1	Conversão das derivadas dimensionais estimadas nos coeficientes adimensionais	76
4.5	Procedimentos para validação do modelo	76
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES DO TESTE DA METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO APLICADA EM UM MODELO DE SIMULAÇÃO DE UMA AERONAVE	77
5.1	Identificação de aeronave modelada no <i>Simulink</i>	77
5.1.1	Estimação preliminar das derivadas	78
5.1.2	Design das manobras	80
5.1.3	Estimação dos parâmetros	81
5.1.3.1	Estimação modelo látero-direcional - Cessna	83
5.1.3.1.1	Estimação látero-direcional via <i>greyest</i>	83
5.1.3.1.2	Estimação látero-direcional via <i>n4sid</i>	84
5.1.3.1.3	Seleção do melhor modelo estimado	85
5.1.3.1.4	Conversão das derivadas dimensionais látero-direcionais em coeficientes adimensionais	88
5.1.3.2	Estimação modelo longitudinal	89
5.1.3.2.1	Estimação longitudinal via <i>greyest</i>	90
5.1.3.2.2	Estimação longitudinal via <i>n4sid</i>	91
5.1.3.2.3	Seleção do melhor modelo estimado longitudinal	91
5.1.3.2.4	Conversão das derivadas dimensionais longitudinais em coeficientes adimensionais	94
5.1.4	Comparação entre o modelo não-linear original com o modelo identificado	94
5.1.5	Revisão dos procedimentos de estimação	98

6	RESULTADOS E DISCUSSÕES DA IDENTIFICAÇÃO DO AERO- MODELO VR-01 EXPERIMENTALMENTE	104
6.1	Definição da estrutura do modelo para estimação	104
6.2	Estimação preliminar dos parâmetros do VR-01	105
6.2.1	Parâmetros geométricos do VR-01	105
6.2.2	Parâmetros de inércia do VR-01	108
6.2.2.1	Medição da massa	108
6.2.2.2	Encontrando o CG do aeromodelo	110
6.2.2.3	Encontrando os momentos de inércia do aeromodelo	112
6.2.3	Estimação preliminar das derivadas de estabilidade e controle do VR-01	117
6.3	Preparação para os voos de coleta de dados	119
6.3.1	Manobras para o voo do VR-01	119
6.4	Sistema de aquisição de dados	120
6.5	Execução dos voos de coleta de dados	124
6.5.1	Primeiro dia de voos	124
6.5.2	Segundo dia de voos	126
6.5.3	Análise dos dados de voo	127
6.6	Estimação dos parâmetros longitudinais do VR-01	136
6.6.1	Estimação utilizando o algoritmo <i>greyest</i>	137
6.6.2	Estimação utilizando o algoritmo <i>n4sid</i>	139
6.6.2.1	Modo látero-direcional do VR-01	139
6.6.2.2	Modo longitudinal do VR-01	141
6.6.2.3	Discussão dos resultados das estimações e sugestões de melhorias futuras	143
7	CONCLUSÃO	146
	REFERÊNCIAS	148
	APÊNDICES	152
	APÊNDICE A – PARÂMETROS DO CESSNA 172P DO SIMU- LADOR FLIGHTGEAR	153
	APÊNDICE B – REGISTROS DOS INSTANTES DE TEMPO DE EXECUÇÃO DAS MANOBRAS EM VOO	158

1 Introdução

1.1 Problemática

A equipe do Laboratório de Robótica Aérea da Universidade de Brasília possui vários aeromodelos, dentre eles um VANT (Veículo Aéreo Não-Tripulado) da marca Volantex e do modelo 757-3 Ranger Ex, apelidado de VR-01. Estes veículos foram adquiridos com a intenção de serem utilizados como plataforma de testes para o desenvolvimento de projetos de autopiloto e de malhas de controle para voo autônomo individual e em formação no laboratório. Contudo, estes veículos ainda não foram modelados matematicamente.

As ausências destes modelos matemáticos têm limitado o progresso das pesquisas do laboratório sobre sistemas de controle. Os modelos matemáticos são importantes, principalmente, porque fornecem parâmetros essenciais ao projeto das malhas de controle. Além disso, tornam possível realizar simulações de voo realistas, avaliar os sistemas de controle, analisar a estabilidade e performance do veículo, avaliar a qualidade do voo, projetar e testar autopilotos e outras malhas de controle utilizando técnicas mais precisas ([JATEGAONKAR, 2006](#)).

Um aeromodelo pode ser modelado tanto de forma linear, quanto de forma não-linear. O modelo linear tem funcionamento restrito às condições de voo próximas ao ponto de operação definido pela altitude e velocidade usados na linearização do sistema. O modelo não-linear é mais generalista e funciona sob diversas condições de voo. A criação de ambos os modelos está condicionada à estimação dos parâmetros aerodinâmicos do veículo. No caso de um modelo linear, estes parâmetros correspondem às derivadas dimensionais, e no caso de um modelo não-linear, correspondem aos coeficientes aerodinâmicos.

Em vista dessa problemática, este trabalho estruturou uma metodologia para identificar os parâmetros aerodinâmicos do aeromodelo VR-01 a fim de construir ambos modelos matemáticos, linear e não-linear. A sequência de etapas da metodologia, os acertos e as dificuldades enfrentadas ao longo da identificação do aeromodelo VR-01 neste trabalho, poderão contribuir não só para uma identificação mais acurada do VR-01, mas também para o processo de identificação de outros aeromodelos de porte semelhante.

1.2 Motivação

O número de pesquisas relacionadas a criação e aperfeiçoamento de VANTs tem aumentado nos últimos anos em diversas instituições pelo mundo. Isto é reflexo da demanda dos mais diversos setores por estes veículos devido a vasta possibilidade de aplicações aos

quais têm sido empregados.

De fato, o uso de VANT's como o VR-01 tem se tornado cada vez mais comum em diversos setores como demonstra o “Estudo Sobre a Indústria Brasileira e Europeia de Veículos Aéreos Não Tripulados” realizado pelo Governo Federal ([EUROPÉIA-BRASIL, 2017](#)). Este estudo apresenta diversas aplicações destes veículos em setores como agricultura, mineração, segurança, telecomunicações, mídia e entretenimento, transportes e atividades humanitárias. Devido a esta demanda crescente, instituições por todo mundo têm concentrado esforços para desenvolver veículos mais autônomos, robustos, com maior alcance e autonomia e mais confiáveis para cumprir as inúmeras aplicações que estão surgindo.

Empresas de alta tecnologia como a Embraer, Boeing e Airbus também têm demonstrado o potencial dos VANT's ao investirem em pesquisas para o desenvolvimento de veículos autônomos que atuarão na mobilidade urbana por meio do transporte em massa. Contudo, estas e outras empresas estão tentando superar a grande dificuldade de se projetar sistemas de controle robustos e confiáveis que consigam cumprir a missão ([UBIRATAN, 2019](#)).

A motivação deste trabalho é estudar a modelagem e a identificação dos parâmetros aerodinâmicos de VANT's. A partir disto, espera-se contribuir para o enriquecimento do *know-how* no campo de pesquisa sobre a identificação de parâmetros de VANT's e para o desenvolvimento de veículos mais autônomos e confiáveis.

1.3 Objeto de estudo

O objeto de estudo deste trabalho se trata do veículo aéreo não tripulado apelidado pela equipe do Laboratório de Robótica Aérea da Universidade de Brasília como VR-01. Toda a estrutura do aeromodelo pertence ao modelo 757-3 Ranger Ex fabricado pela marca Volantex. Os componentes eletrônicos foram comprados separados da estrutura e foram integrados posteriormente. A figura 1 é uma imagem deste veículo. A sua envergadura é de 1980 milímetros, tem comprimento de 1170 milímetros, massa de aproximadamente 2240 gramas e é propulsionado por um motor elétrico sem escova modelo 3715 com índice Kv de 1000. O preço anunciado pela fabricante do aeromodelo, sem os componentes eletrônicos embarcados, é de aproximadamente 200 euros.

Os componentes eletrônicos que foram embarcados de forma personalizada pela equipe do laboratório são apresentados juntamente com os respectivos custos na tabela 1. Na pesquisa de preços, não foi possível encontrar a venda na internet o mesmo modelo de motor e bateria utilizados no VR-01. Logo colocou-se na tabela 1 os preços (com asterisco) de modelos com características semelhantes.



Figura 1 – Aeromodelo objeto de estudo do trabalho

Tabela 1 – Quadro de componentes e seus preços aproximados

	Preço (nov/2019)	Fonte
Kit controlador de voo		
Pixhawk	R\$300	AliExpress.com
(inclui GPS, buzzer, LED)		
Electronic Speed Control Volantex 40A	R\$90,62	Banggood.com
Motor não escovado	R\$100*	Mercado livre
Receptor Taranis X8r frsky	R\$137	AliExpress.com
Rádio-antena telemetria 3DR 433MHz	R\$ 205	Americanas.com
Bateria Li-Po 3,6mAh 4 células	R\$160*	AliExpress.com

1.4 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é realizar a identificação dos parâmetros de estabilidade e controle do aeromodelo VR-01.

1.5 Objetivos específicos

O objetivo geral será alcançado por meio do cumprimento dos seguintes objetivos específicos:

- Revisar os conceitos básicos que compõem uma identificação de sistemas.

- Elencar os métodos e técnicas de identificação aplicáveis a identificação de um aeromodelo.
- Definir os métodos e ferramentas que serão usadas em cada etapa do processo de identificação.
- Testar as definições anteriores na identificação, primeiramente, de um modelo de simulação da aeronave *Cessna* a fim de experimentar a aplicação desta metodologia.
- Identificar os parâmetros de estabilidade e controle do veículo VR-01 utilizando a metodologia construída anteriormente.
- Validar modelo linear estimado em espaço de estados.

1.6 Abordagem metodológica

A metodologia deste trabalho consistirá em realizar, primeiramente, uma revisão bibliográfica a fim de conhecer os aspectos básicos de uma identificação de sistemas, elencar quais os métodos e técnicas mais usados assim como suas vantagens e desvantagens, colher informações e experiências da literatura. Este levantamento bibliográfico primeiramente tratará da identificação de sistemas em geral e depois focará nos aspectos pertinentes a identificação de aeronaves em específico.

Após a construção desta base de informações, será apresentada a estrutura da metodologia de identificação utilizada no aeromodelo VR-01. Esta metodologia foi definida com base nas informações coletadas previamente. A primeira etapa do desenvolvimento se dará com o teste e validação desta metodologia em um outro sistema, um modelo simulador da aeronave *Cessna*, a fim de testar e validar o funcionamento do processo de identificação. A segunda etapa consiste em aplicar, após a validação anterior, esta metodologia ao veículo VR-01 de fato.

1.7 Estrutura do trabalho

O capítulo 2 define o que é a identificação de sistemas e discute cada uma de suas etapas. O capítulo é dividido em seções e cada seção aborda uma etapa. Para cada etapa apresenta-se os métodos e técnicas existentes bem como as vantagens e desvantagens de cada um. As referências bibliográficas usadas na construção desse capítulo foram [Ljung \(1987\)](#), [Keesman \(2011\)](#), [Jategaonkar \(2006\)](#), [Bittencourt et al. \(2007\)](#)

O capítulo 3 discute as etapas de identificação com foco no caso de aeromodelos. Este capítulo também será dividido em seções as quais detalharão a modelagem matemática linear e não-linear do aeromodelo ([DURHAM, 2013](#)), ([ALLERTON, 2009](#)) e

([STEVENS; LEWIS, 1992](#)); o design das manobras que excitarão os modos dinâmicos do aeromodelo ([JATEGAONKAR, 2006](#)) e ([NAPOLITANO, 2005](#)); os detalhes de medição de dados em voo ([PAW, 2009](#)) e ([FISCHER, 2017](#)); a definição dos métodos de estimação de parâmetros aplicáveis a aeromodelos em geral ([LJUNG, 1987](#)), ([JATEGAONKAR, 2006](#)), ([PAW, 2009](#)), ([NEPOMUCENO, 2017](#)) e a definição das técnicas de validação aplicáveis a aeromodelos ([JATEGAONKAR, 2006](#)),([FISCHER, 2017](#)), ([NEPOMUCENO, 2017](#)), ([SIMMONS; MCCLELLAND; WOOLSEY, 2018](#)) e ([DOROBANTU et al., 2013](#)).

O capítulo 4 apresentará a sequência de construção da metodologia de identificação de parâmetros de aeromodelos. As referências deste capítulo são as informações apresentadas nos capítulos 2 e 3 anteriores.

No capítulo 5 a metodologia desenvolvida no capítulo 4 é testada em um modelo de simulação da aeronave Cessna 172p, a fim de verificar se a metodologia é capaz de identificar um modelo linear que se comporte da mesma forma que este sistema. Além disso, após a estimação do modelo linear, este modelo é convertido em um modelo não-linear que também tem seu comportamento comparado com o do sistema de referência. Ao fim do capítulo há a discussão sobre o desempenho da metodologia.

O capítulo 6 apresenta o passo-a-passo de aplicação da metodologia de identificação no veículo VR-01, bem como uma discussão sobre os resultados obtidos durante o processo.

O capítulo 7 traz a conclusão sobre o trabalho desenvolvido e apresenta recomendações para trabalhos futuros que por ventura derem continuidade ao tema.

2 A Identificação de Sistemas

2.1 O que é identificação de sistema

Segundo [Ljung \(1987\)](#), a identificação de sistemas trata de modelar matematicamente um sistema a partir de dados do seu comportamento. [Jategaonkar \(2006\)](#) complementa este conceito dizendo que a identificação de sistemas é a ciência que busca obter respostas para o antigo problema de como descrever adequadamente um sistema a partir de sua observação. Esta ciência tem aplicação nas mais diversas áreas como biologia, economia, geologia, engenharia etc. Basicamente, a identificação de sistemas consiste em analisar os sinais de entrada e os sinais de saída para encontrar uma classe de modelos que seja capaz de representar de forma adequada o sistema real ([ZADEH, 1962](#)).

Um sistema, segundo [Ljung \(1987\)](#), é um conjunto de diferentes variáveis que interagem entre si a partir do estímulo de um sinal manipulável denominado entrada ou *input*. Esta interação gera sinais observáveis chamados de saída ou *output*. Quando há sinais de estímulo que não são manipuláveis, estes são denominados de perturbação. As perturbações são divididas entre as que podem ser medidas e as que serão notadas apenas no *output*. A figura 2 extraída de [Keesman \(2011\)](#) ilustra um sistema e os seus sinais de entrada, saída e perturbação.

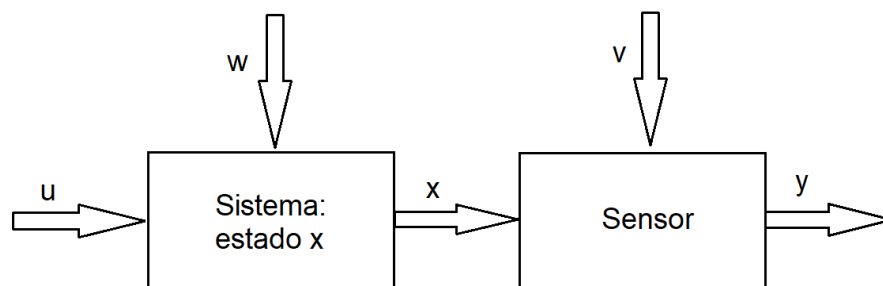


Figura 2 – Esquemático de sistema dinâmico com sensor. Adaptado de [Keesman \(2011\)](#)

No esquemático da figura, o sinal de entrada u é um sinal externo manipulável e mensurável. O sinal w é um tipo de perturbação oriunda do ambiente e que pode ou não ser mensurada. O sinal de estado x é o resultado da interação das entradas u e w com as variáveis e parâmetros internos do sistema. O sensor tem a função de gerar um sinal de saída com a resposta do sistema. Além disso, o sensor introduz mais uma perturbação, o sinal v , oriundo da incerteza do próprio sensor e geralmente denominado por ruído. O sinal y é o sinal de saída do sensor. O comportamento dinâmico do sistema geralmente é regido por equações diferenciais ou das diferenças as quais interagem com as entradas e

produzem saídas. Essas variáveis do sistema podem ser discretas, escalares ou vetoriais. (KEESMAN, 2011)

A compreensão exata do que acontece dentro de um sistema pode ser complexa ou até mesmo desconhecida. (JATEGAONKAR, 2006) Além da complexidade, fatores como o conhecimento insuficiente dos mecanismos internos do sistema e a falta de dados sobre o comportamento do sistema dificultam o processo de modelagem. Para estes casos, a identificação de sistemas surge como um processo de geração de um modelo aproximado. Keesman (2011) reforça a importância da identificação ao dizer que de fato, com exceção das modelagens exatas oriundas de estudos teóricos, um modelo sempre será uma aproximação do sistema real. Porém, ainda que todas as informações estivessem disponíveis, uma modelagem completa do sistema pode ser muito complexa. Portanto, a identificação de sistemas se apresenta como uma metodologia para a obtenção de um modelo aproximado e adequado do sistema.

O processo de identificação se divide em cinco etapas: Estrutura do Modelo, Excitação experimental do sistema, Medição de dados, Estimação de parâmetros e Validação. A figura 3 apresenta o fluxograma padrão de uma identificação de sistemas contendo estas etapas.

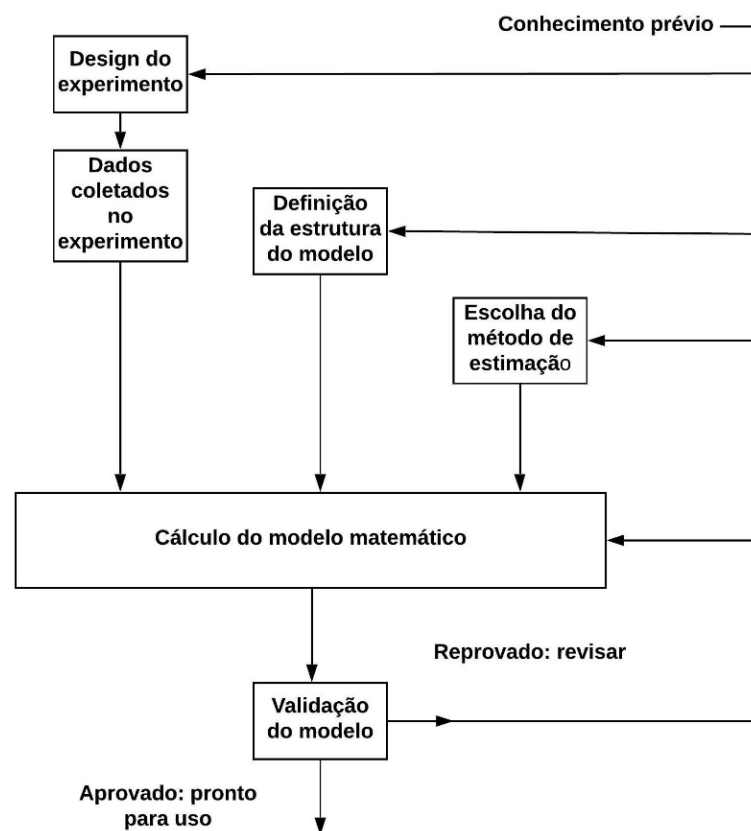


Figura 3 – Fluxograma de processos na identificação de sistemas. Adaptado de Ljung (1987)

2.2 Caracterização de um modelo matemático

O modelo de um sistema busca reproduzir o seu comportamento a partir da definição de uma relação que se dá entre os sinais de entrada e as variáveis internas do sistema. Um modelo pode ter diversos tipos de estrutura. A sua caracterização depende da quantidade de informações prévias sobre o sistema, se é linear ou não, estático ou dinâmico, variável ou invariável no tempo e também do tipo de aplicação que será dada ao modelo pretendido (KEESMAN, 2011).

Segundo Ljung (1987), o modelo matemático é aquele que descreve os mecanismos internos do sistema por meio de equações matemáticas. Há duas formas de criação de um modelo matemático. A primeira é utilizada quando os fenômenos e os parâmetros internos que regem o sistema são conhecidos, descritos por equações matemáticas. Jategaonkar (2006) e Keesman (2011) vão chamar os modelos resultantes deste tipo de modelagem por *white-box* ou caixa-branca.

A segunda forma, denominada por Ljung (1987) como identificação de sistemas, é baseada no uso de dados experimentais dos sinais de entrada e de saída que são submetidos a um processo de cálculo para a estimação de um modelo adequado. Geralmente aplica-se este método quando não são conhecidos os princípios internos que regem determinado sistema ou quando estes princípios são conhecidos e descritos por equações, porém seus parâmetros são desconhecidos. Para o primeiro caso, Jategaonkar (2006) e Keesman (2011) definem que o modelo resultante chama-se *black-box* ou caixa-preta. Para o segundo caso, ambos denominam o modelo por *grey-box* ou caixa-cinza por ser um caso que mistura características do *white-box* com o *black-box*.

Na modelagem matemática, um modelo pode ser do tipo paramétrico ou não paramétrico. Os paramétricos para Jategaonkar (2006) têm uma estrutura bem definida, ordenada e contém parâmetros que são os objetos de estimação no processo de modelagem. Já os não-paramétricos, Jategaonkar (2006) diz que não tem uma estrutura básica definida, e Bittencourt et al. (2007) complementa explicando que estas modelagens não são baseadas em parâmetros específicos, mas em resultados gráficos resultando em modelagens mais simples, porém menos precisas. Alguns exemplos de tipos paramétricos são: espaço de estados, função de transferência, Box-Jenkins, auto-regressivo com entrada externa, auto-regressivo com média móvel e entrada exógenas. Alguns exemplos de tipos não-paramétricos são: resposta em frequência, densidade espectral de potência, resposta ao degrau ou ao impulso.

A modelagem, dependendo de sua finalidade e aplicação, pode alcançar diferentes níveis de detalhamento e sofisticação. Para que um modelo seja considerado bom, ele não precisa necessariamente ser complexo ou o mais detalhado possível, mas sim o mais simples possível, como esclarece Jategaonkar (2006). Modelos mais simples, mas que se

comportam dentro dos limites de erro toleráveis para determinada aplicação, são vantajosos por reduzirem as inconsistências na modelagem, por serem mais fáceis de compreender e testar, além de reduzirem as redundâncias internas (JATEGAONKAR, 2006). A escolha da estrutura do modelo é feita com base no conhecimento das variáveis do sistema, suas condições de contorno e em dados experimentais. A estrutura escolhida para este trabalho será apresentada na sessão 3.1 do capítulo 3.

2.3 Coleta de dados experimentais

A acurácia do processo de medição de dados influencia diretamente a acurácia da estimação de parâmetros. Como será sentenciado no próximo tópico 2.4, as respostas coletadas a partir da excitação do sistema serão utilizadas diretamente pelo algoritmo de estimação.

Os sensores têm papel determinante na qualidade da estimação, pois estes podem inserir erros de calibração e ruídos de medição na resposta medida. Se mal alocados os sensores ainda podem inserir dados de variáveis parasitas no sinal da variável de interesse. (JATEGAONKAR, 2006). Portanto, o uso de sensores de alta acurácia, calibrados e posicionados adequadamente minimizará os ruídos e contribuirá para uma boa estimação.

Além dos sensores, as configurações do sistema de coleta de dados têm papel importante. A taxa mínima de amostragem deve obedecer a frequência de Nyquist, ou seja, deve ser ao menos o dobro da frequência de interesse e recomenda-se que na amostragem de múltiplas variáveis a mesma taxa de amostragem seja utilizada para manter a uniformidade na medição. No caso do uso de filtros *anti-aliasing* em uma medição de múltiplas variáveis, a frequência de corte também deve ser a mesma para todas as variáveis, a fim de garantir que o atraso de tempo será o mesmo entre elas. É importante considerar também que os dados coletados possivelmente conterão atrasos de tempo, seja devido a gravação dos dados em série, seja devido ao computador de bordo que pode inserir atrasos. (KLEIN; MORELLI, 2006)

O armazenamento adequado dos dados para posterior uso *offline* também deve ser uma preocupação relevante. Recomenda-se que os dados gravados sejam alocados na sua forma bruta e que posteriormente seja tratados antes do seu uso em alguma técnica de estimação (JATEGAONKAR, 2006). Por fim, aliadas ao sistema de aquisição dos dados, as excitações aplicadas ao sistema devem ser adequadas. No caso deste trabalho a seção 3.2.1 cuidará de descrever quais as manobras de excitação são adequadas para um aeromodelo.

2.4 Técnicas de estimação de parâmetros

Um outro aspecto do processo de identificação de sistemas, apresentado na figura 3, é a estimação de parâmetros. Uma vez que se definiu a estrutura do modelo e que os dados do sistema foram coletados, deve-se então realizar a estimação do vetor de parâmetros Θ que tornará a resposta do modelo a mais próxima possível da resposta do sistema real.

Ljung (1987) pontua que há uma longa lista de métodos de estimação aplicáveis na identificação de sistemas, cada um com suas finalidades. A escolha de uma técnica de estimação adequada está diretamente relacionada com a estrutura do modelo adotado, com os tipos de ruídos considerados, com os dados disponíveis do sistema e a qualidade da instrumentação utilizada. Segundo Jategaonkar (2006) as técnicas existentes podem ser classificadas de dois tipos: métodos de ajuste de curva de resposta, como o Método de Erro de Saída (*Output Error Method*), Método de Erro de Filtro (*Filter Error Method*); e os Métodos de Erro de Equação, como a Técnica dos Mínimos Quadrados (*Least Square Method*) que se subdivide em Técnica Ordinária dos Mínimos Quadrados, Mínimos Quadrados Ponderados e Mínimos Quadrados Totais. Além desses Ljung (1987) cita o Método de Predição de Erro e o Método de subespaços.

Os métodos citados anteriormente são considerados de aplicação *offline*, ou seja, é necessário que um conjunto de dados seja coletado previamente para ser posteriormente utilizado. Contudo, há os métodos *online* que são recursivos e estimam os parâmetros durante a execução do procedimento experimental, como por exemplo o método de estimação baseado no uso de redes neurais (JATEGAONKAR, 2006). Estes métodos fogem do escopo do presente trabalho, e portanto, não serão discutidos.

2.4.1 Método de Erro de Saída

O Método de Erro de Saída é o método no domínio do tempo mais utilizado na identificação de aeronaves desde a década de 1960 (JATEGAONKAR, 2006). Este é aplicável a sistemas lineares e não-lineares. O método desconsidera a existência do ruído de processo (ou perturbação externa) e considera apenas o ruído de medição. Portanto, pode ser inapropriado para sistemas sujeitos a perturbações externas. Além disso, este é um método baseado em cálculo estatístico para a determinação de parâmetros. O objetivo geral do método é a de estimar os parâmetros do modelo de forma a minimizar o erro entre a saída prevista pelo modelo e a saída observada do sistema. (JATEGAONKAR, 2006)

Basicamente, neste método cria-se uma função de probabilidade relacionando o vetor de parâmetros Θ a ser estimado e o vetor de respostas do sistema. Esta função estabelece a probabilidade de um determinado valor numérico do vetor Θ gerar o vetor de variáveis observadas. O que se pretende com o método é maximizar esta função e, assim,

obter os parâmetros estimados. Para isso, utiliza-se a função de máxima verossimilhança ou *maximum likelihood function* apresentada por (FISCHER, 2017). Esta função tem propriedades que garantem que a estimação converge em probabilidade para os valores verdadeiros e que usa de forma eficiente os dados disponíveis do sistema. (JATEGAONKAR, 2006)

A otimização desta função custo pode ser executada por diferentes métodos numéricos, por exemplo, o algoritmo de Gauss-Newton, de Levenberg-Marquardt, métodos de busca direta, controle do tamanho de passo e cálculo automático do gradiente. Na figura 4 apresenta-se um panorama geral do processo de estimação pelo método de Erro de Saída.

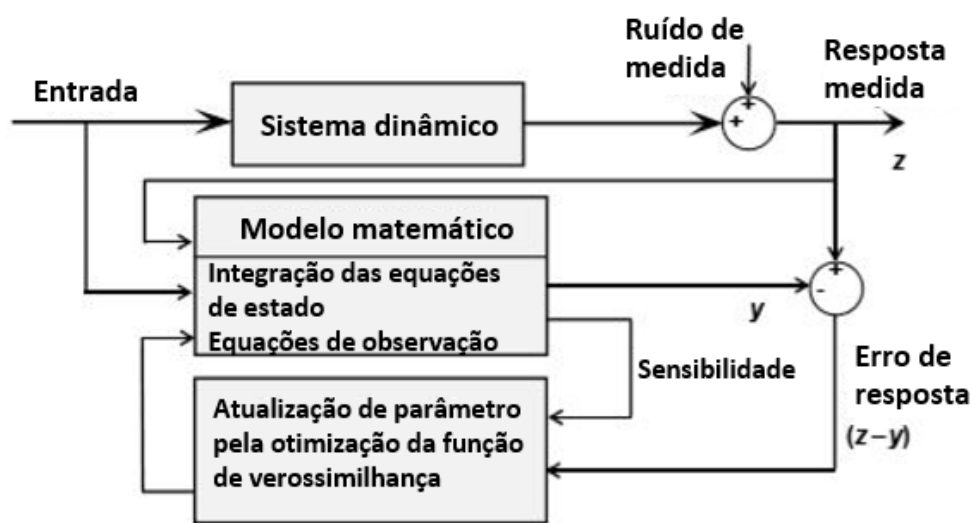


Figura 4 – Fluxograma do Método de Erro de Saída. Adaptado de Jategaonkar (2006)

2.4.2 Método de Erro de Filtro

Diferentemente do Método de Erro de Saída, o Método de Erro de Filtro busca modelar matematicamente as perturbações externas e considerá-las no processo de estimação. É aplicável principalmente a sistemas lineares, pois em sistemas não-lineares o procedimento torna-se complicado. Apesar de ser mais complexo que o Método de Erro de Saída, também pode ser aplicado em casos onde não há efeitos consideráveis de perturbações externa e dessa forma melhorar a estimação dos resultados.

Dentre as outras vantagens deste método estão a taxa de convergência mais rápida, a estabilização numérica do algoritmo de erro do filtro melhorando a convergência e a possibilidade de estimar sistemas instáveis e sem controladores. (JATEGAONKAR, 2006)

Da mesma forma que o Método de Erro de Saída, o presente método contém uma função máxima de verossimilhança que deverá ser maximizada para se obter o vetor de parâmetros Θ . Porém, há algumas diferenças ao longo deste processo. A primeira diferença é a inserção de um filtro de Kalman para realizar a estimação das variáveis de estado, pois

como as perturbações interferem nos dados coletados e tornam o sistema imprevisível, a estimação das variáveis de estado não pode ser feita a partir da integração das equações de estado. A segunda diferença é que neste método adiciona-se ao modelo do sistema, o modelo das perturbações cujos parâmetros serão inseridos no vetor Θ e também deverão ser estimados a partir de algum dos métodos de otimização citados no método anterior. (JATEGAONKAR, 2006) A figura 5 demonstra a sequência de processos deste método. Tomando a figura 4 por comparação, nota-se a inserção do ruído de processo e a adição de um estimador de estado que é o filtro de Kalman.

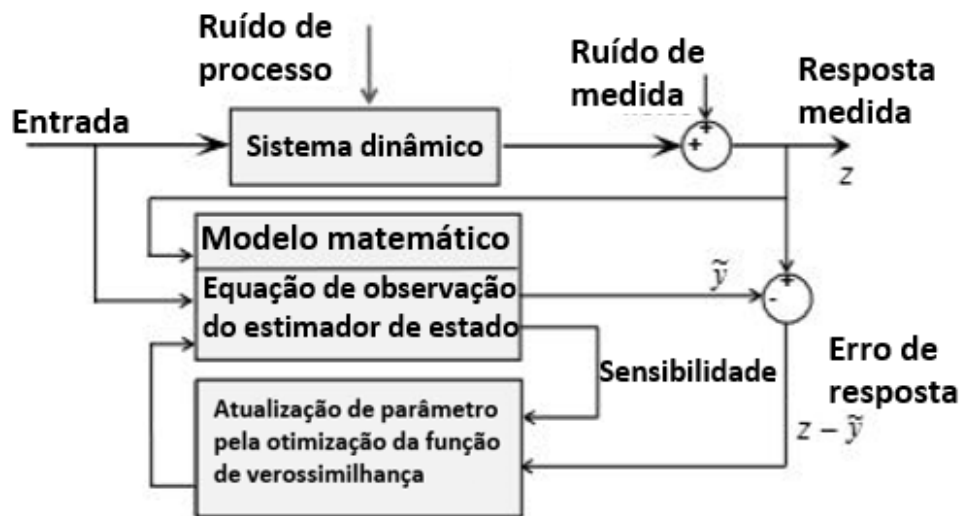


Figura 5 – Fluxograma do Método de Erro de Filtro. Adaptado de Jategaonkar (2006)

2.4.3 Método dos Mínimos Quadrados

O Método dos Mínimos Quadrados pertence a classe de métodos denominada de Método de Equações de Erro. Esta classe se caracteriza por utilizar uma função custo obtida diretamente da relação entre a resposta do sistema e sua entrada e não a partir de teorias de probabilidade como nos métodos anteriores. O Método dos Mínimos Quadrados é uma técnica mais simples por ser baseada em operações algébricas e de cálculo único, sem iterações (JATEGAONKAR, 2006). O princípio geral de funcionamento do método consiste em usar o sinal com as entradas, o sinal de medição das variáveis de estado e de suas derivadas, e o sinal da resposta do sistema na estimação dos parâmetros. A partir destes sinais monta-se uma função custo descrita como a soma do quadrado dos resíduos que será minimizada a partir da estimação dos parâmetros. Esta função e o passo a passo de sua minimização podem ser encontrados em Jategaonkar (2006). Ao final do processo de minimização, conclui-se que o vetor Θ de parâmetros estimados ótimo é descrito por uma equação algébrica de solução simples e rápida.

A figura 6 sintetiza os processos do método para o caso de um modelo linear, porém o método pode ser adaptado para modelos não-lineares. Realizando uma comparação

visual nota-se a diferença sensível deste método em relação aos anteriores.

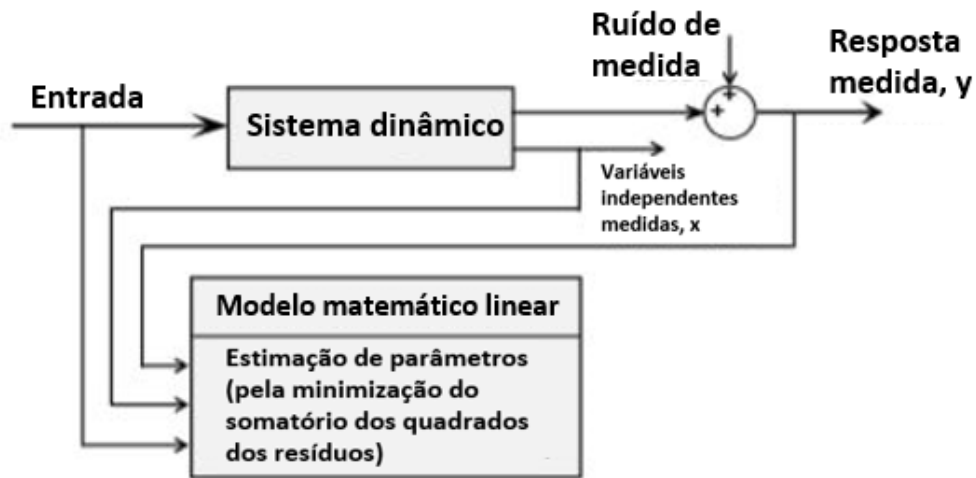


Figura 6 – Fluxograma geral do Método dos Mínimos Quadrados. Adaptado de [Jategaonkar \(2006\)](#)

A desvantagem dos algoritmos de mínimos quadrados é que sua aplicação num modelo de espaço de estados só é viável se as variáveis de estado e suas derivadas forem obtidas por medição direta. Por um lado isto é positivo pelo fato de eliminar a necessidade de uso de filtro de Kalman ou de integrações na estimação dos estados. Por outro lado, isto pode ser negativo visto que essa medição direta pode ser inviável ou complicada na prática. Uma outra desvantagem é que a medição das variáveis de estado deve conter o mínimo de erros ou ruídos possíveis. Portanto, para se obter bons resultados é necessário realizar um pré-processamento dos sinais a fim de eliminar os ruídos. ([JATEGAONKAR, 2006](#))

2.4.4 Métodos de Predição de Erro

Os Métodos de Predição de Erro são uma classe de métodos que variam de acordo com os tipos de argumentos utilizados na função custo. Esta função, bem como nos Métodos das Equações de Erro, não tem viés estatístico. Basicamente este método permite que o modelo preveja qual será a próxima saída do sistema com base nos valores de entrada e saída anteriores. Uma vez gerada a saída prevista, calcula-se o erro entre esta e o vetor de saída do sistema ([BITTENCOURT et al., 2007](#)). O objetivo final é reduzir este erro a partir da minimização da função custo que contém o vetor de parâmetros Θ e que é caracterizada como a norma do vetor de resíduos filtrado por um filtro estável linear ([LJUNG, 1987](#)).

2.4.5 Método Baseado no Subespaço

Este método visa obter as matrizes A, B, C e D de um espaço de estados a partir diretamente dos dados da entrada e saída sem a necessidade de informações prévias sobre esta matriz. Sendo o sistema descrito de forma discreta, como na equação 2.1, o objetivo passa a ser determinar as matrizes A, B, C e D . Basicamente uma entrada persistentemente excitante é aplicada ao sistema e a resposta obtida é usada para obter a estimação ótima das matrizes do espaço de estados. A estimação é feita de forma direta sem iterações. (KEESMAN, 2011) Este tipo de método também pode ser aplicado quando se tem a presença de ruídos de processo.

$$\begin{aligned}x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k)\end{aligned}\tag{2.1}$$

2.5 Técnicas de validação

Após o modelo ser construído e o seus parâmetros serem estimados, é necessário que haja uma verificação do modelo resultante a fim de se obter garantias de que de fato ele descreve o sistema real. A maneira de se obter esta garantia é utilizando um dos métodos de validação.

O processo de validação se baseia em três tipos de critérios que são análise das propriedades estatísticas das estimativas, análise de resíduos e qualidade de predição do modelo. Com base nisso, surgem as seguintes técnicas de validação das estimativas (JATEGAONKAR, 2006):

- Desvio-padrão das estimativas dos parâmetros;
- Coeficiente de correlação entre as estimativas
- Qualidade do ajuste
- Análise estatística dos resíduos
- Deficiências do modelo em termos de entradas de controle residual
- Plausibilidade das estimativas
- Capacidade preditiva do modelo

Estas técnicas são aplicáveis tanto para sistemas permanentes lineares que operam ao redor de um ponto de equilíbrio, quanto para sistemas não lineares que operam em todos os regimes. Na subseção 3.4 as técnicas de interesse para a modelagem de um aeromodelo serão listadas e discutidas.

3 A identificação de um aeromodelo

3.1 Modelo não-linear e linear de aeromodelo

A modelagem de um aeromodelo segue o mesmo equacionamento e princípios físicos que regem a modelagem de um avião. Porém, há diferenças que interferem nas hipóteses assumidas durante a modelagem de cada um dos veículos. Os aeromodelos, por exemplo, de modo geral são consideravelmente mais leves, estão mais sujeitos às perturbações atmosféricas, apresentam os subsistemas propulsivo, elétrico, aquisição de dados simplificados e o envelope de voo difere sensivelmente de uma aeronave.

A dinâmica de um aeromodelo pode ser modelada de forma linear ou não-linear. Nesta seção serão abordadas ambas formas, pois a identificação de um aeromodelo pode ser feita a partir de qualquer uma destas duas modelagens.

A identificação utilizando um modelo não-linear pode gerar modelagens mais fiéis ao sistema real, porém envolve processos mais complexos ([JATEGAONKAR, 2006](#)). A opção entre identificar uma estrutura de modelo linear ou identificar um modelo não-linear varia entre projetos e isto depende da aplicação da modelagem, do regime de voo para coleta de dados, da qualidade e quantidade de sensores no experimento e do nível de realismo que se pretende obter no comportamento do modelo.

O modelo não-linear é aquele que consegue descrever de forma mais completa o voo da aeronave ao longo das diferentes fases de voo. Por conta desta característica, esta modelagem é a base para a criação de um simulador de voo para uma aeronave. Do ponto de vista do processo de identificação, esta modelagem se encaixa na categoria de caixa cinza, pois a estrutura do modelo é definida por equações não-lineares conhecidas e que contêm coeficientes adimensionais de controle e estabilidade os quais são, em princípio, desconhecidos e precisam ser estimados.

Já o modelo linear, que é obtido a partir de uma linearização do modelo não-linear em torno de um ponto de operação específico, é capaz de descrever o estado do veículo apenas na zona próxima a este ponto de operação. Esta modelagem simplificada do veículo é útil para o projeto de malhas de controle. Do ponto de vista da identificação de parâmetros o modelo linear também é considerado uma caixa-cinza, pois a estrutura do modelo é conhecida e os seus parâmetros precisam ser estimados. Dentre as estruturas de modelo lineares citadas na subseção [2.2](#), o espaço de estados é o mais conveniente para o processo de identificação, pois os elementos estimados na matriz de estabilidade A e na matriz de controle B estão diretamente relacionados com os parâmetros aerodinâmicos e de controle que deseja-se identificar numa aeronave. Como será mostrado nas seções

subsequentes os elementos destas matrizes A e B do espaço de estados de uma aeronave são chamados de derivadas dimensionais e a partir delas é possível descrever os modos dinâmicos de uma aeronave e obter, via equações analíticas, os coeficientes adimensionais que compõem um modelo não-linear.([STEVENS; LEWIS, 1992](#)).

Trabalhos semelhantes a este como [Paw \(2009\)](#) e [Fischer \(2017\)](#) são exemplos de que a estimação de parâmetros por meio da identificação do modelo linear do aeromodelo foi eficiente na modelagem dos aeromodelos de seus respectivos trabalhos. Já o trabalho de [Campa et al. \(2007\)](#) exemplifica tanto a identificação por um modelo linear, quanto por um modelo não-linear. O resultado foi que o modelo melhor identificado foi o não-linear ao apresentar respostas que melhor se ajustaram às respostas do sistema real.

3.1.1 Modelagem não-linear

O presente tópico visa delimitar os aspectos principais da modelagem não-linear de uma aeronave sem deduzir ou detalhar as equações. Existe uma ampla biografia no estudo da mecânica e dinâmica do voo atmosférico como, por exemplo, os livros-textos [Stevens e Lewis \(1992\)](#), [Allerton \(2009\)](#), [Nelson et al. \(1998\)](#) e [Durham \(2013\)](#), que serviram de referência para a escrita desse tópico, e que podem ser consultadas para mais detalhes sobre as equações.

3.1.1.1 Eixos de referência

O primeiro passo para a modelagem de uma aeronave é o conhecimento dos eixos de referência que serão usados na descrição matemática do voo de uma aeronave.

3.1.1.1.1 Sistema de Referência na Superfície da Terra

O primeiro sistema é o Sistema de Referência na Superfície da Terra (North East Down - NED). O centro do sistema está posicionado na superfície da Terra e se desloca junto com o veículo. O eixo X_N (North) está direcionado ao longo do meridiano local sentido norte, o eixo Y_E (East) está ao longo do paralelo local sentido leste e o eixo Z_D (Down) está direcionado para o centro da Terra. A partir deste sistema determina-se a altitude do veículo, as velocidades inerciais, o horizonte local ([FISCHER, 2017](#)), os ângulos de Euler ϕ (rolamento), θ (arfagem) e ψ (guinada). Os ângulos de Euler descrevem a orientação dos eixos do corpo do veículo em relação aos eixos do sistema NED ([STEVENS; LEWIS, 1992](#)).

Apesar de não ser um sistema inercial propriamente dito, este sistema de referência é considerado como um sistema inercial quando adota-se a condição de Terra plana nos cálculos das equações de movimento ([STEVENS; LEWIS, 1992](#)). Na condição de Terra plana considera-se que a magnitude da aceleração da gravidade é constante, g , igual

àquela ao nível do mar e normal a superfície da Terra. Esta condição de Terra plana surge a partir da compreensão de que a altitude do voo atmosférico de um veículo, geralmente limitada a 30 quilômetros, pode ser insignificante se comparada ao comprimento de raio da Terra, aproximadamente 6378 quilômetros. (STEVENS; LEWIS, 1992). Essa hipótese da Terra plana tem consequências diretas no cálculo das equações de movimento que será evidenciado na próxima seção. A figura 7 a seguir ilustra os eixos do sistema NED.

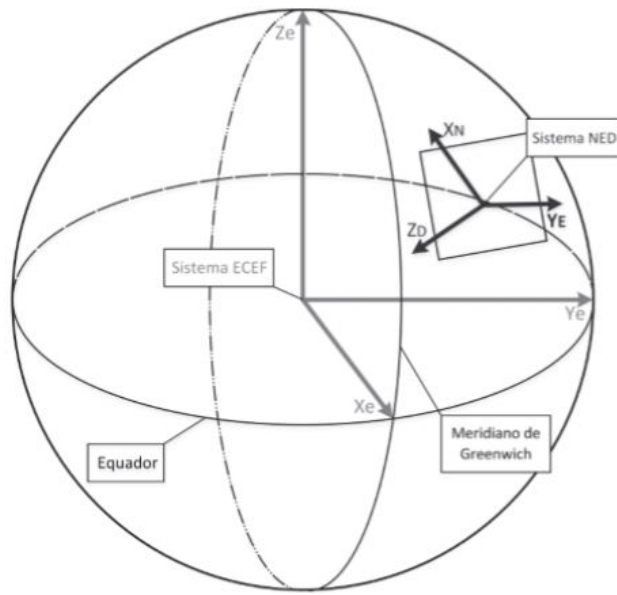


Figura 7 – Sistema de referência NED (FISCHER, 2017)

3.1.1.1.2 Sistemas de Referência do Corpo

Há três sistemas de referência centrados no corpo do veículo. O Sistema de Referência do Corpo Fixo tem sua origem no centro de gravidade (CG) da aeronave, com o eixo X_b direcionado para a frente do veículo, o eixo Z_b direcionado para baixo de forma perpendicular a superfície inferior da aeronave e o eixo Y_b perpendicular aos outros dois eixos seguindo a direção a estibordo. As velocidades lineares do veículo neste sistema são definidas como U, V e W e as velocidades angulares como P, Q e R , ambas com as componentes relativas aos eixos X_b, Y_b e Z_b respectivamente (ALLERTON, 2009).

O Sistema de Referência do Vento está centrado no CG da aeronave, com o eixo Z_w direcionado para baixo no plano de simetria do veículo e o Y_w direcionado a estibordo. Porém o eixo X_w será direcionado para a direção do vento relativo (DURHAM, 2013). Este sistema é importante para definir variáveis fundamentais para o voo como os ângulos α e β . O ângulo de ataque α é definido pela rotação em torno do eixo Y_b do sistema do corpo em relação ao sistema do vento e a equação 3.1 apresenta o cálculo deste ângulo. Nesta equação, W é a componente do eixo Z_b da velocidade linear no sistema do corpo e U é a componente de velocidade X_b neste mesmo referencial.

$$\alpha = \tan^{-1} (W/U) \quad (3.1)$$

O ângulo de derrapagem β é resultado de uma rotação em torno de Z_b do sistema do corpo em relação ao sistema do vento. A equação 3.2 apresenta o cálculo para β , donde V é a componente de velocidade no eixo Y_b do sistema do corpo e V_T é a velocidade relativa do vento ou a velocidade do CG da aeronave expresso no sistema do vento. V_T é descrito pela equação 3.3.

$$\beta = \sin^{-1} (V/V_T) \quad (3.2)$$

$$V_T = (U^2 + V^2 + W^2)^{1/2} \quad (3.3)$$

O Sistema de Referência de Estabilidade também está centrado no CG do veículo e é definido pela rotação do sistema do corpo por um valor de ângulo α em torno de Y_b (STEVENS; LEWIS, 1992). Nesse caso, $Y_s=Y_b$ e Z_s permanece saindo pelo dorso da aeronave.

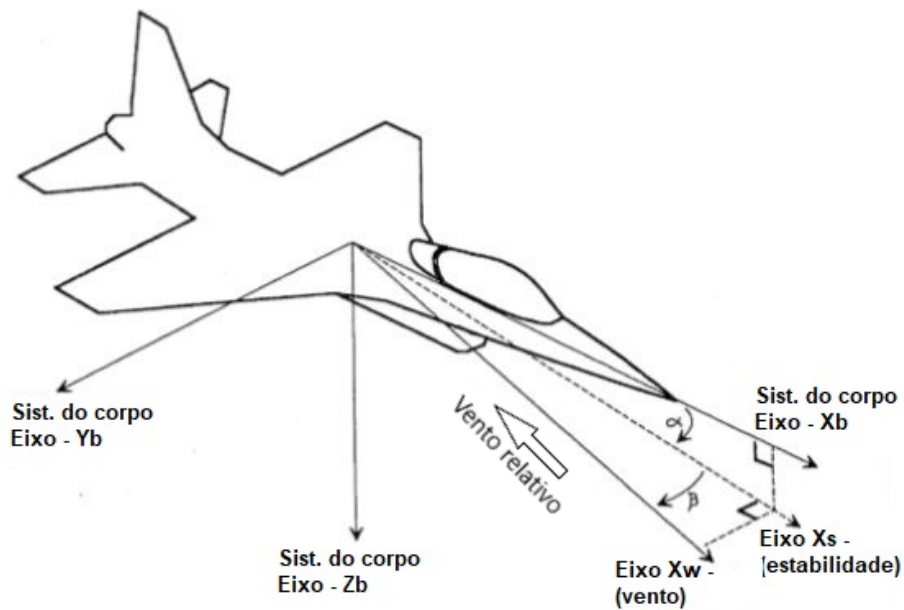


Figura 8 – Sistemas de Referência do Corpo, do vento e de estabilidade. Adaptado de Stevens e Lewis (1992)

A transformação das coordenadas de um eixo de referência para outro é realizada a partir das matrizes de rotação R . Para transformar as forças e momentos do Sistema do Corpo Fixo para o Sistema do Vento realiza-se uma rotação β em torno do eixo Z_b e uma rotação α em torno do eixo Y_b , ou seja, uma sequência de rotação 2-3. A figura 9 ilustra esta sequência de rotação que se inicia com uma rotação em torno do eixo 2 e

termina com uma rotação em torno do eixo 3. Estas rotações são sumarizadas e descritas pela matriz de rotação da equação 3.4 a seguir [Stevens e Lewis \(1992\)](#).

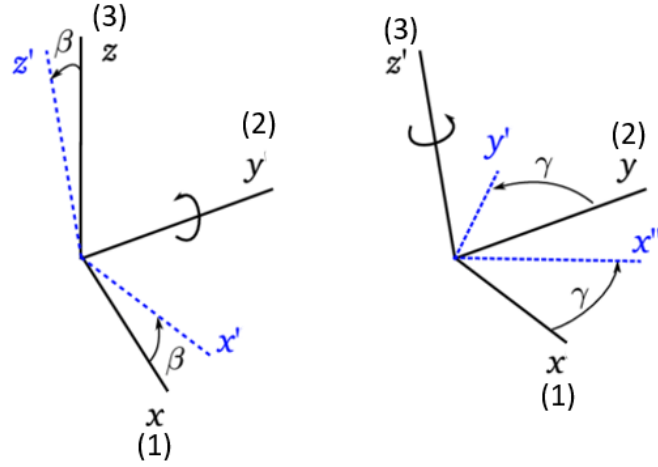


Figura 9 – Ilustração da sequência de rotação 2-3. Adaptado de [Assemblal \(2010\)](#)

$$R_w^b = \begin{bmatrix} \cos \alpha \cos \beta & \sin \beta & \sin \alpha \cos \beta \\ -\cos \alpha \sin \beta & \cos \beta & -\sin \alpha \sin \beta \\ -\sin \alpha & 0 & \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Já a matriz que rotaciona as variáveis do Sistema do Corpo Fixo para o Sistema NED é definida pela matriz da equação 3.5 a seguir ([ALLERTON, 2009](#)). Neste processo de conversão realiza-se uma rotação ψ em torno do eixo Z_b , uma rotação θ e uma rotação ϕ em torno de X_b , ou seja, sequência de rotação 3-2-1. A figura 10 ilustra essa sequência de rotação.

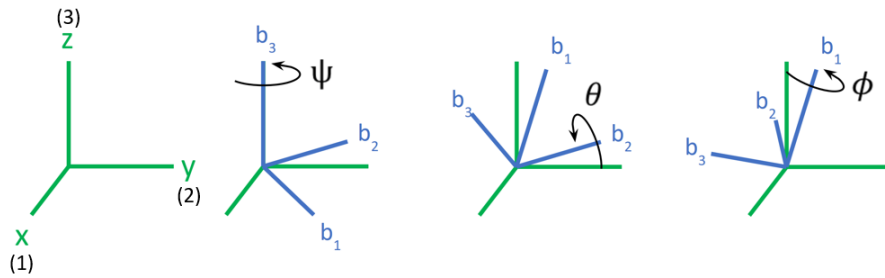


Figura 10 – Ilustração da sequência de rotação 3-2-1. Adaptado de [Charlie \(2019\)](#)

$$R_{NED}^b = \begin{bmatrix} \cos \psi \cos \theta & \cos \psi \sin \theta \sin \phi - \sin \psi \cos \phi & \cos \psi \sin \theta \cos \phi + \sin \psi \sin \phi \\ \sin \psi \cos \theta & \cos \psi \cos \phi + \sin \psi \sin \theta \sin \phi & \sin \psi \sin \theta \cos \phi - \cos \psi \sin \phi \\ -\sin \theta & \cos \theta \sin \phi & \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

As matrizes que realizam as transformações no sentido inverso entre os eixos de referência, R_b^w e R_b^{NED} , são definidas respectivamente como as transpostas das matrizes apresentadas nas equações 3.4 e 3.5.

As cargas dinâmicas que atuam numa aeronave se dividem em forças e momentos aerodinâmicos, forças e momentos propulsivos e força gravitacional. Estas forças podem ser representadas tanto no sistema do corpo quanto no sistema do vento. As seções seguintes do trabalho definem cada uma destas cargas.

3.1.1.2 Modelagem das forças e momentos aerodinâmicos

Historicamente as forças aerodinâmicas são representadas no sistema do vento pelas componentes de arrasto (D), a força lateral (C) e a força de sustentação (L) (DURHAM, 2013). Como herança dos testes em túneis de vento no passado o sistema de vento usava a regra da mão esquerda. Ao adaptar essas componentes para o sistema da mão direita define-se o arrasto como -D, a força lateral como -C e a sustentação como -L (STEVENS; LEWIS, 1992). Contudo, é natural também representar essas forças no sistema de corpo pelos símbolos X, Y e Z. Em geral os dados aerodinâmicos são apresentados num sistema híbrido entre o sistema do vento e o sistema do corpo. Neste caso, as forças de sustentação e arrasto permanecem no sistema do vento e a força lateral no sistema do corpo fixo assumindo, portanto, a notação de Y, como visto na equação 3.6 que contém o vetor de Força Aerodinâmica, F_A (DURHAM, 2013).

$$\{F_A\}_{\text{híbrido}} = \begin{bmatrix} -D \\ +Y \\ -L \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Os momentos aerodinâmicos também podem ser definidos em ambos os sistemas, porém a nomenclatura das componentes L, M e N permanece a mesma. Em geral os momentos são representados no sistema do corpo, pois os momentos de inércia, para veículos que não variam a massa, são constantes e as acelerações são mais fáceis de serem calculadas (DURHAM, 2013).

As componentes de forças e momentos inseridas nas equações de movimento são definidas em função de coeficientes adimensionais obtidos a partir de processos de identificação de sistemas, de simulações em CFD (Computational Fluid Dynamics) do veículo ou experimentalmente em túneis de vento. Esses coeficientes podem ser obtidos tanto no sistema referencial do corpo fixo quanto no do vento. Caso, estejam no referencial do vento, as forças e momentos antes de serem inseridas nas equações de movimento referenciadas no sistema do corpo fixo devem ser convertidas pela matriz R_b^w para o sistema do corpo.

O conjunto de equações 3.7 apresenta o cálculo das forças e momentos a partir destes coeficientes. A variável \bar{q} representa a pressão dinâmica, S é a área de referência

da asa, b é a envergadura de asa e \bar{c} é a corda média da asa.

$$\begin{aligned} D &= \bar{q}SC_D & L &= \bar{q}SC_L & Y &= \bar{q}SC_Y \\ \bar{L} &= \bar{q}SbC_l & M &= \bar{q}S\bar{c}C_m & N &= \bar{q}SbC_n \end{aligned} \quad (3.7)$$

Os coeficientes adimensionais $C_D, C_Y, C_L, C_l, C_m, C_n$ são resultantes da soma de componentes básicos, componentes de incremento ou de termos de correção. (STEVENS; LEWIS, 1992). As equações 3.8 a 3.13, adaptadas de (STEVENS; LEWIS, 1992), apresentam os principais componentes de cada coeficiente. Os primeiros termos de cada equação correspondem às componentes que mais influenciam aquele respectivo coeficiente.

$$C_D = C_D(\alpha) + C_{D\delta e}\delta e + C_{D\beta}\beta + C_{DM}M + \dots \quad (3.8)$$

$$C_Y = C_{Y\beta}\beta + C_{Y\delta r}\delta r + \dots \quad (3.9)$$

$$C_L = C_L(\alpha, T_C) + C_{L\delta e}\delta e + C_{LM}M + C_{L\delta T}\delta T + \dots \quad (3.10)$$

$$C_l = C_{l\beta}(\beta) + C_{l\delta a}\delta a + C_{l\delta r}\delta r + \frac{b}{2V_T} [C_{l_p}P + C_{l_r}R] + \dots \quad (3.11)$$

$$C_m = C_m(C_L, T_C) + C_{m\delta e}(\delta e) + C_{m_{sT}}(\alpha, T_C) + C_{mM}(M) + \frac{\bar{c}}{2V_T} [C_{m_\varphi}Q + C_{m_\alpha}\dot{\alpha}] + \dots \quad (3.12)$$

$$C_n = C_n(\beta) + C_{n\delta r}\delta r + C_{n\delta a}\delta a + \frac{b}{2V_T} [C_{n_p}P + C_{n_r}R] + \dots \quad (3.13)$$

As reticências ao final das equações indicam que mais contribuições de termos podem ser adicionados para aprimorar o valor do coeficientes. Os termos δa , δe e δr se referem as influências do *aileron*, *profundor* e *leme* nos coeficientes. Os termos P, Q e R são as velocidades angulares, V_T é a velocidade relativa do vento e T_C é o coeficiente de empuxo do motor (STEVENS; LEWIS, 1992).

3.1.1.3 Modelagem das forças propulsivas

O sistema propulsivo varia de acordo com a aeronave e desta forma o método de modelagem será diferente para cada tipo de propulsão utilizada. Contudo, é sabido que o resultado final desta modelagem serão as componentes de força propulsiva ao longo de cada eixo de referência e as componentes de momento gerado em torno de cada eixo. Essas componentes serão somadas com as componentes aerodinâmicas antes de serem aplicadas as equações do movimento.

3.1.1.4 Equações do movimento

O princípio das equações de movimento de uma aeronave está na segunda Lei de Newton. Esta lei, expressa pelas equações 3.14 e 3.15, diz que a soma de todas as forças agindo em um corpo é igual a taxa de variação da quantidade de movimento e que a soma

de todos os momentos atuando no corpo é igual a taxa de variação do momento angular (NELSON et al., 1998).

$$\Sigma \mathbf{F} = \frac{d}{dt}(m\bar{v}) \quad (3.14)$$

$$\Sigma \mathbf{M} = \frac{d}{dt}\mathbf{H} \quad (3.15)$$

Para o cálculo das equações de movimento apresentado a seguir, considera-se que uma aeronave é um corpo rígido, com massa constante, simetria longitudinal no plano X_b - Z_b , que a aproximação de terra plana é válida e que o sistema de referência adotado é o do Corpo Fixo (STEVENS; LEWIS, 1992). Durante o voo, o veículo apresenta seis graus de liberdade, três translações nos eixos X_b , Y_b , Z_b e três rotações em torno destes eixos. Sendo assim ambas as equações podem ser decompostas em componentes escalares de força e momento da seguinte forma:

$$F_x = \frac{d}{dt}(mU) \quad F_y = \frac{d}{dt}(mV) \quad F_z = \frac{d}{dt}(mW) \quad (3.16)$$

$$L = \frac{d}{dt}H_x \quad M = \frac{d}{dt}H_y \quad N = \frac{d}{dt}H_z \quad (3.17)$$

Na equação 3.16, as variáveis U , V e W são as componentes de velocidade dos eixos X_b , Y_b e Z_b respectivamente, assim como H_x , H_y e H_z são os momentos angulares em torno destes eixos. A partir das equações 3.16 e 3.17, as equações das componentes de força e momento (equações 3.18 até 3.23) foram deduzidas em um processo que é demonstrado em livros como o Allerton (2009).

$$X = m\ddot{x} = m(\dot{U} + QW - RV - g \sin \theta) \quad (3.18)$$

$$Y = m\ddot{y} = m(\dot{V} - PW + RU + g \sin \phi \cos \theta) \quad (3.19)$$

$$Z = m\ddot{z} = m(\dot{W} + PV - QU + g \cos \phi \cos \theta) \quad (3.20)$$

As equações das componentes de momento são:

$$L = I_x \dot{P} + QR(I_z - I_y) - I_{xz}(\dot{R} + PQ) + Qh_z - Rh_y \quad (3.21)$$

$$M = I_y \dot{Q} + PR(I_x - I_z) + I_{xz}(P^2 - R^2) - Ph_y + Rh_x \quad (3.22)$$

$$N = I_z \dot{R} + PQ(I_y - I_x) - I_{xz}(\dot{P} - QR) + Ph_y - Rh_z \quad (3.23)$$

Os termos I_x , I_y e I_z são os momentos de inércia do veículo nos eixos X_b , Y_b e Z_b do veículo. A variável m é a sua massa constante. O termo g é a magnitude da aceleração

da gravidade constante. Os ângulos θ e ϕ como dito anteriormente são os ângulos de arfagem e rolamento. Os termos contendo as quantidades de momento angular H_x , H_y e H_z foram adicionados as equações 3.21, 3.22 e 3.23 a fim de poder inserir o efeito giroscópico oriundo do sistema propulsivo (ALLERTON, 2009). Além das equações de força e momento, compõem as equações de estado a equação cinemática rotacional 3.24

$$\begin{aligned}\dot{\phi} &= P + \tan \theta (Q \sin \phi + R \cos \phi) \\ \dot{\theta} &= Q \cos \phi - R \sin \phi \\ \dot{\psi} &= \frac{Q \sin \phi + R \cos \phi}{\cos \theta}\end{aligned}\tag{3.24}$$

e a equação de cinemática translacional 3.25.

$$\begin{aligned}\dot{p}_N &= U \cos \theta \cos \psi + V(-\cos \phi \sin \psi + \sin \phi \sin \theta \cos \psi) \\ &\quad + W(\sin \phi \sin \psi + \cos \phi \sin \theta \cos \psi) \\ \dot{p}_E &= U \cos \theta \sin \psi + V(\cos \phi \cos \psi + \sin \phi \sin \theta \sin \psi) \\ &\quad + W(-\sin \phi \cos \psi + \cos \phi \sin \theta \sin \psi) \\ \dot{h} &= U \sin \theta - V \sin \phi \cos \theta - W \cos \phi \cos \theta\end{aligned}\tag{3.25}$$

A partir dessas equações, define-se o vetor de estados X desta modelagem:

$$X^T = \begin{bmatrix} U & V & W & \phi & \theta & \psi & P & Q & R & p_N & p_E & h \end{bmatrix}\tag{3.26}$$

As forças X , Y e Z e momentos L , M e N são resultantes das contribuições das forças aerodinâmicas, propulsivas e gravitacionais que atuam no veículo. Uma vez conhecidas, estas forças são inseridas nas equações 3.18, 3.19, 3.20, 3.21, 3.22, 3.23 para encontrar as acelerações lineares e acelerações angulares. Posteriormente, integrando cada uma dessas acelerações obtêm-se respectivamente as velocidades lineares U , V e W e velocidades angulares P , Q e R no sistema de referência do corpo.

3.1.2 Modelagem linear

A modelagem linear é usada principalmente na análise da estabilidade do veículo e para o desenvolvimento de malhas de controles de aeronaves. Um modelo linear, diferente do não-linear, não tem a vocação para ser usado como um simulador completo para todas as fases de um voo, mas serve como instrumento de análise do comportamento do veículo próximo a uma condição de voo específica em regime permanente.

A linearização das equações não-lineares apresentadas se dá com base na Teoria das pequenas perturbações e é aplicável apenas em voos com movimentos de pequena amplitude ao redor de um ponto de operação. Um ponto de operação é definido como o vetor de estados que torna todas as acelerações iguais a zero e todas as velocidades

constantes ou iguais a zero, ou seja, insere a aeronave em um estado de voo permanente (STEVENSON; LEWIS, 1992). Esse estado de voo pode ser denominado também de condição de trim. Um exemplo de condição de voo permanente é o voo nivelado e simétrico no plano xz de forma que as seguintes variáveis são iguais a zero ou constante.

$$V, P, Q, R, \phi, \dot{\phi}, \theta, \dot{\theta}, \psi, \dot{\psi}, \dot{P}, \dot{Q}, \dot{R}, \dot{U}, \dot{V}, \dot{W} \left(ou \quad \dot{V}_T, \dot{\beta}, \dot{\alpha} \right) \equiv 0, \quad u = constante \quad (3.27)$$

Devido ao fato de a linearização considerar que o voo se dará próximo a condição de regime permanente é razoável que se despreze os efeitos de altitude (h), por exemplo, a variação de pressão e densidade, a fim de evitar que surjam perturbações ao regime permanente (DURHAM, 2013). Além disso, as variáveis de posição ψ , pN (posição no eixo x do sistema NED) e pE (posição no eixo y do sistema NED) apesar de serem importantes na navegação de um voo, não afetam o desempenho da aeronave do ponto de vista de controle e modelagem e são desprezíveis na modelagem linear (DURHAM, 2013). Em vista disso o novo vetor de estado X com 8 variáveis é igual a:

$$X^T = \begin{bmatrix} U & V & W & \phi & \theta & \psi & P & Q & R \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

A dedução passo a passo da linearização de cada uma das equações não-lineares pode ser encontrada em livros como o Durham (2013). Ao final da linearização, seis equações relativas às variáveis de movimento e duas equações relativas aos ângulos de Euler são encontradas. A linearização é realizada considerando regime permanente, voo nivelado e simétrico. O voo nivelado significa que o veículo não está subindo nem descendo. Já o voo simétrico implica que o ângulo de derrapagem β durante o voo é igual a zero (DURHAM, 2013). As equações resultantes do processo indicam que há o desacoplamento dos modos longitudinal e látero-direcional. O modo longitudinal pode ser descrito da seguinte forma:

$$\dot{\mathbf{x}}_{Long} = A_{Long} \mathbf{x}_{Long} + B_{Long} \mathbf{u}_{Long} \quad (3.29)$$

$$\mathbf{x}_{Long} \equiv \begin{bmatrix} u \\ w \\ q \\ \theta \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_{Long} \equiv \begin{bmatrix} \delta_e \\ \delta_T \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

$$A_{Long} = \begin{bmatrix} X_u & X_w & 0 & -g \\ Z_u & Z_w & u_0 & 0 \\ M_u + M_{\dot{w}}Z_u & M_w + M_{\dot{w}}Z_w & M_q + M_{\dot{w}}u_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

$$B_{Long} = \begin{bmatrix} X_{\delta_e} & X_{\delta_T} \\ Z_{\delta_e} & X_{\delta_T} \\ M_{\delta_e} + M_w Z_{\delta_e} & M_{\delta_T} + M_{iw} Z_{\delta_T} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.32)$$

O modo látero-direcional pode ser descrito da seguinte forma:

$$\dot{\mathbf{x}}_{Lat} = A_{Lat} \mathbf{x}_{Lat} + B_{Lat} \mathbf{u}_{Lat} \quad (3.33)$$

$$\mathbf{x}_{Lat} \equiv \begin{bmatrix} v \\ p \\ r \\ \phi \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_{Lat} \equiv \begin{bmatrix} \delta_a \\ \delta_r \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

$$A_{Lat} = \begin{bmatrix} Y_v & Y_p & (Y_r - u_0) & g \cos \theta_0 \\ L_v & L_p & L_r & 0 \\ N_v & N_p & N_r & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

$$B_{Lat} = \begin{bmatrix} 0 & Y_{\delta_r} \\ L_{\delta_a} & L_{\delta_r} \\ N_{\delta_a} & N_{\delta_r} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

Os elementos X , Z , M , Y , L e N que compõem as matrizes A e B em ambos os modos dinâmicos são as denominadas derivadas dimensionais. Estas foram geradas no processo de linearização das equações de movimento. Estas derivadas se relacionam diretamente com os componentes dos coeficientes aerodinâmicos apresentados entre as equações 3.8 a 3.13. Esta relação direta é descrita nas tabelas 2 e 3 (NELSON et al., 1998). Por meio destas tabelas é possível converter diretamente as derivadas das matrizes A e B nos coeficientes que calculam as forças e momentos no modelo não-linear.

Tabela 2 – Derivadas Longitudinais

$X_u = \frac{-(C_{D_u} + 2C_{D_0})QS}{mu_0}$	$X_w = \frac{-(C_{D_\alpha} - C_{L_0})QS}{mu_0}$	$Z_u = \frac{-(C_{L_\mu} + 2C_{L_0})QS}{mu_0}$
$Z_w = \frac{-(C_{L_\alpha} + C_{D_0})QS}{mu_0}$	$Z_{\dot{w}} = -\frac{C_{L_{\dot{\alpha}}}cQS}{2u_0(u_0m)}$	$Z_q = -\frac{C_{L_q}cQS}{2u_0m}$
$Z_{\delta_e} = -\frac{C_{L_{\delta_e}}QS}{m}$	$M_u = \frac{C_{m_u}(QSc)}{u_0I_y}$	$M_w = \frac{C_{m_\alpha}(QSc)}{u_0I_y}$
$M_{\dot{w}} = \frac{C_{m_{\dot{\alpha}}}\bar{c}(QSc)}{2u_0(u_0I_y)}$	$M_q = \frac{C_{m_q}\bar{c}(QSc)}{2u_0I_y}$	$M_{\delta_e} = \frac{C_{m_{\delta_e}}(QSc)}{I_y}$

Tabela 3 – Derivadas Látero-direcionais

$Y_v = \frac{QSC_{y\beta}}{m}$	$Y_p = \frac{QScC_{yp}}{2mu_0}$	$Y_r = \frac{QScC_{yr}}{2mu_0}$
$N_v = \frac{QScC_{n\beta}}{I_z}$	$N_p = \frac{QSc^2C_{np}}{2I_xu_0}$	$N_r = \frac{QSc^2C_{nr}}{2I_xu_0}$
$N_{\delta_a} = \frac{QScC_{n\delta_a}}{I_z}$	$L_{\delta_a} = \frac{QScC_{l\delta_a}}{I_x}$	$Y_{\delta_a} = \frac{QScC_{y\delta_a}}{m}$
$L_v = \frac{QScC_{l\beta}}{I_x}$	$L_p = \frac{QSc^2C_{lp}}{2I_xu_0}$	$L_r = \frac{QSc^2C_{lr}}{2I_xu_0}$
$N_{\delta_r} = \frac{QScC_{n\delta_r}}{I_x}$	$L_{\delta_r} = \frac{QScC_{l\delta_r}}{I_x}$	$Y_{\delta_r} = \frac{QScC_{y\delta_r}}{I_x}$

No caso deste trabalho, pretende-se que as variáveis de resposta do sistema coletadas em voo (vetor $y(t)$ em 3.38) sejam as mesmas do vetor de estados 3.28 . Isso implica que a matriz C (para ambos os modos dinâmicos), será uma matriz identidade, e que D será uma matriz de zeros com dimensões apropriadas nesse trabalho.

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.37)$$

Até o presente momento, foram modeladas as equações cinemáticas e dinâmicas que descrevem o comportamento do sistema. Contudo, durante a dinâmica o veículo pode estar sujeito a perturbações externas inevitáveis que afetam o seu comportamento. Dependendo da aplicação de uma modelagem, pode ser necessário adicionar um modelo da turbulência a estrutura geral do modelo bem como um modelo para os ruídos na medição da resposta. Em vista disso, a estrutura final em espaço de estados de um modelo látero-direcional, por exemplo, contínuo e contendo perturbações seria igual a:

$$\begin{aligned} \dot{x}_{Lat}(t) &= Ax_{Lat}(t) + Bu(t) + Ke_{estado}(t) \\ y_{Lat}(t) &= Cx_{Lat}(t) + Du(t) + e_{medida}(t) \\ x_{Lat}(0) &= x_0 \end{aligned} \quad (3.38)$$

3.2 Planejamento dos voos de teste

A coleta experimental de dados do aeromodelo para o processo de identificação se dá por meio de voos de teste. No planejamento destes voos experimentais, há dois aspectos fundamentais, o primeiro é o projeto das manobras que serão executadas e o segundo é a medição dos dados durante o voo. Ambos aspectos serão analisados nos tópicos subsequentes.

3.2.1 Projeto das manobras

Como visto no tópico 3.1.2 o modelo linear foi desacoplado entre o modelo longitudinal e o modelo látero-direcional. No modelo longitudinal as dinâmicas do veículo podem ser classificadas em dinâmica oscilatória de período curto fortemente amortecida, ou *short-period* (figura 11) e dinâmica oscilatória de período longo pouco amortecida, ou *phugoid* (Figura 12). Já no modo látero-direcional, as dinâmicas são classificadas em dinâmica não oscilatória de rolamento puro (figura 13), dinâmica oscilatória de rolamento-holandês, ou *dutch-roll* (Figura 14) e dinâmica não oscilatória de espiral (Figura 15).

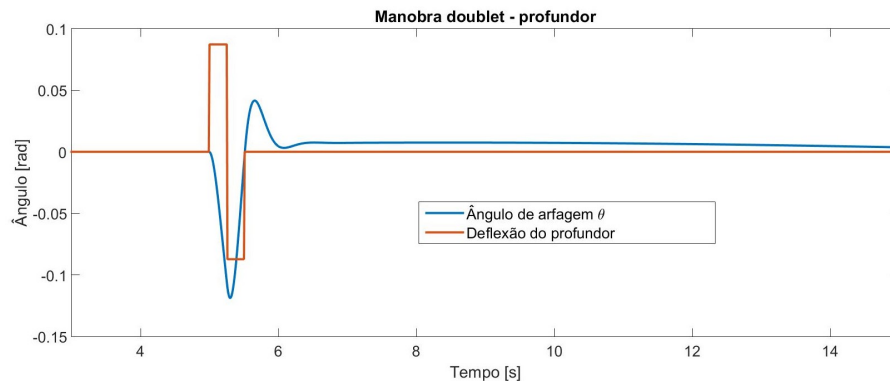


Figura 11 – Exemplo de resposta rápida e oscilatória do ângulo de arfagem θ que caracteriza a dinâmica longitudinal de período curto. (autoral)

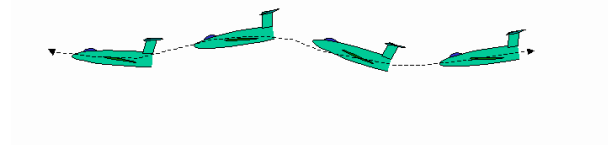


Figura 12 – Ilustração da dinâmica longitudinal de fugóide em uma aeronave. ([WIKIPEDIA, 2019](#))

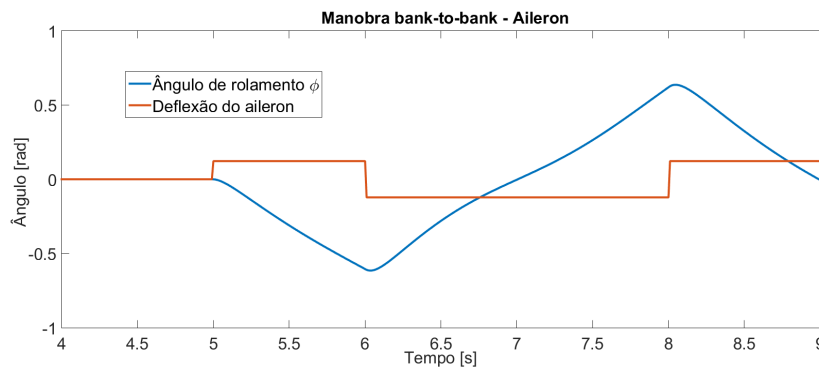


Figura 13 – Exemplo de resposta rápida e não-oscilatória do ângulo de rolamento ϕ que caracteriza a dinâmica látero-direcional de rolamento puro. (autoral)

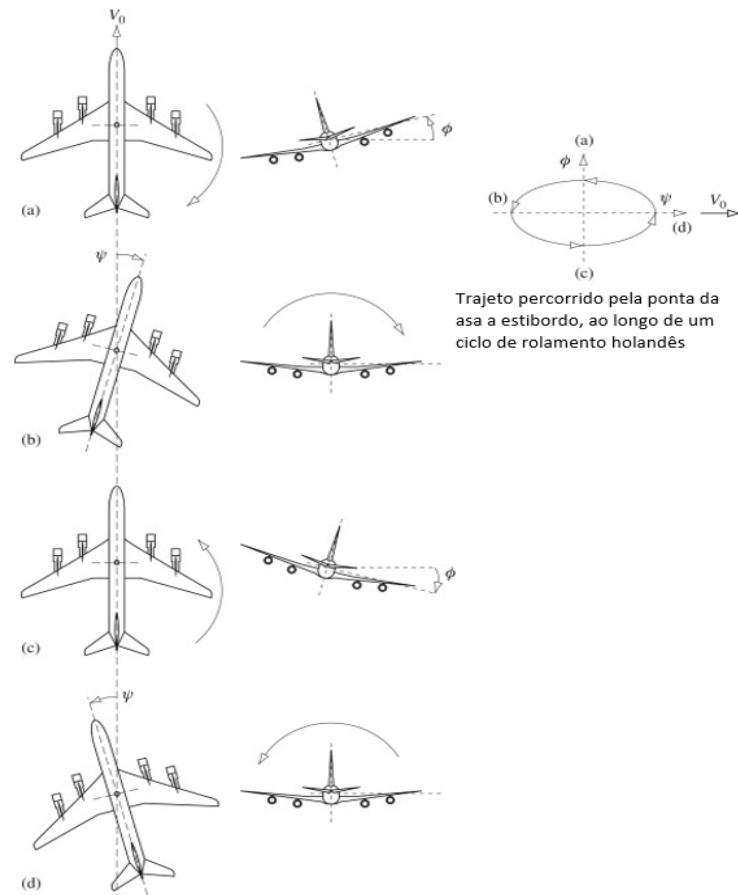


Figura 14 – Ilustração da dinâmica látero-direcional de rolamento holandês em uma aeronave. Adaptado de Cook (2012)

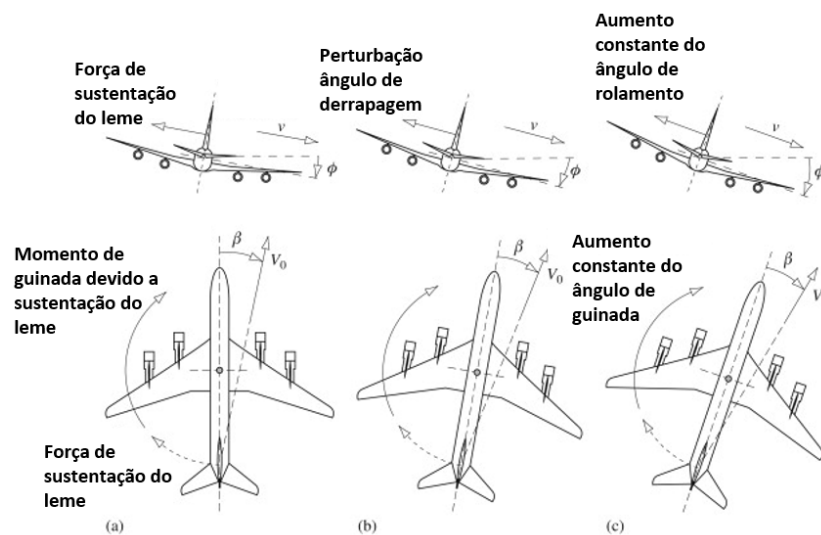


Figura 15 – Ilustração da dinâmica látero-direcional de espiral em uma aeronave. Adaptado de Cook (2012)

Os modos dinâmicos podem ser classificados em dinamicamente estáveis, neutros

ou instáveis. No caso dos modos oscilatórios, é dito que:

- o modo é dinamicamente estável quando a oscilação é amortecida ao longo do tempo.
- o modo é dinamicamente neutro quando a amplitude se mantém constante ao longo do tempo.
- o modo é dinamicamente instável quando a amplitude da oscilação cresce ao longo do tempo.

Para o caso dos modos não oscilatórios, como no rolamento puro e no espiral, é dito que:

- o modo é dinamicamente estável quando o veículo tende a retornar a posição de equilíbrio cessada a perturbação.
- o modo é dinamicamente neutro quando o veículo tende a manter a posição resultante da excitação aplicada.
- o modo é dinamicamente instável quando o veículo tende a se afastar da posição de equilíbrio inicial após sofrer a perturbação.

As derivadas aerodinâmicas citadas na seção anterior e que compõem as matrizes de estabilidade dos modos longitudinal e látero-direcional (equações 3.31 e 3.35) estão diretamente relacionadas com essas dinâmicas. O cálculo dos autovalores, das frequências naturais e do amortecimento dessas dinâmicas pode ser feito a partir destas derivadas, como será exemplificado utilizando o modo de período curto.

A dinâmica de período curto, por exemplo, pode ser descrita pela matriz de estabilidade A_{SP} da equação 3.39, que contém apenas as derivadas Z_w, M_w e M_q (NELSON et al., 1998).

$$A_{SP} = \begin{bmatrix} Z_w & u_0 \\ M_w & M_q \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

$$\det(A_{SP} - \lambda I) = 0 \Rightarrow \lambda^2 - (Z_w + M_q)\lambda + Z_w M_q - M_w u_0 = 0 \quad (3.40)$$

Os autovalores (λ) da matriz A_{SP} são iguais a raiz que soluciona a equação 3.40. Estes autovalores, ou raízes da equação, são calculados na forma dada pela equação 3.41 em função das derivadas de estado (NELSON et al., 1998).

$$\lambda_{1,2} = \frac{Z_w + M_q \pm \sqrt{Z_w^2 + M_q^2 - 2Z_w M_q + 4M_w u_0}}{2} \quad (3.41)$$

No caso da dinâmica de período curto, os autovalores serão dois polos de um par complexo conjugado na forma prevista na equação 3.42, donde η é a parte real e $j\omega$ a parte imaginária.

$$\lambda_{1,2} = \eta \pm j\omega \quad (3.42)$$

A frequência natural e o amortecimento do modo de período curto também podem ser expressas diretamente em função das derivadas de estabilidade a partir das equações 3.43 e 3.44.

$$\omega_{nSP} = \sqrt{Z_w M_q - M_w u_0} \quad (3.43)$$

$$\zeta_{SP} = -\frac{Z_w + M_q}{2\sqrt{Z_w M_q - M_w u_0}} \quad (3.44)$$

Uma vez calculados os autovalores de todas as dinâmicas passa a ser possível conhecer as características de cada dinâmica a partir da plotagem destas raízes nos diagramas de polos e zeros como os das figuras 16 e 17.

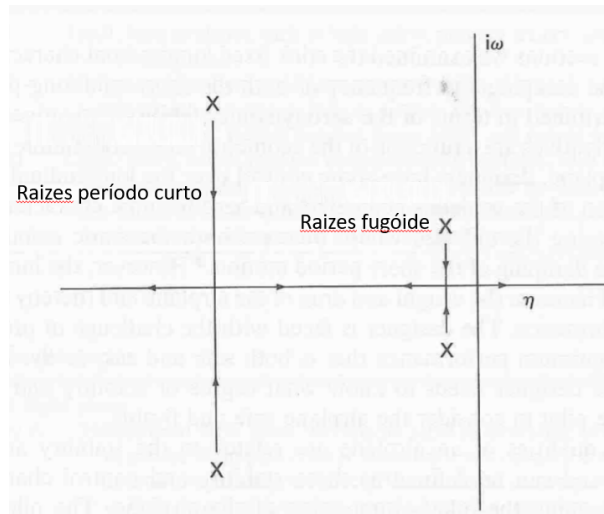


Figura 16 – Raízes dos modos longitudinais. Adaptado de Nelson et al. (1998)

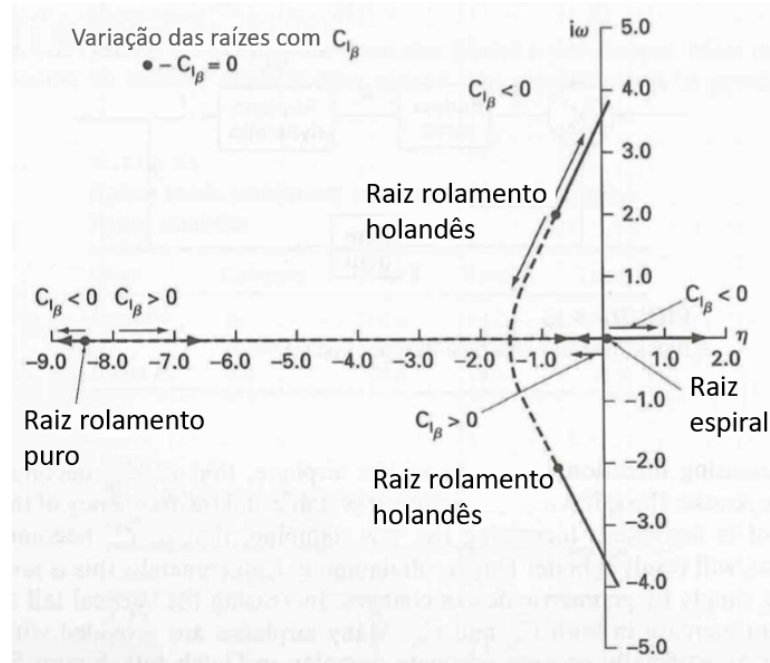


Figura 17 – Raízes dos modos látero-direcionais. Adaptado de Nelson et al. (1998)

No modo longitudinal tanto o fugóide quanto o período curto possuem par de polos conjugados no diagrama de polos e zeros, como está ilustrado na figura 16. A dinâmica de período curto é descrita pelo par de polos conjugados mais afastados do eixo imaginário. Observa-se que em relação ao período longo, esta apresenta alta frequência e amortecimento (BATTISTINI, 2016). Desta forma, a velocidade do veículo, diferentemente do ângulo alfa, pouco varia. Pelo fato de suas raízes estarem concentradas no plano esquerdo do gráfico observa-se que este modo apresenta estabilidade dinâmica. A sua excitação se dá a partir de uma perturbação na velocidade angular q ou no ângulo de ataque α . A figura 11 exemplifica um aspecto deste movimento. Observa-se pela figura que a oscilação do ângulo de arfagem é de curta duração e fortemente amortecida durante o intervalo de excitação.

A dinâmica de fugóide é descrita na figura 16 pelo par de polos conjugados de baixa frequência e de lenta convergência ou divergência, com períodos de oscilação de 30 segundos ou mais. Devido aos longos períodos do movimento um piloto é capaz de estabilizar manualmente a aeronave em voo. Nesta dinâmica há uma oscilação significativa nos valores de velocidade, altitude e ângulo de arfagem do veículo. Uma perturbação na componente longitudinal de velocidade u ou no ângulo de arfagem θ é capaz de retirar o veículo do equilíbrio e fazê-lo oscilar, como na ilustração da figura 12, lentamente. Em geral o ângulo de ataque tende a se manter constante durante a dinâmica.

No caso do modo látero-direcional, existem duas dinâmicas com polos reais e uma dinâmica com polo conjugado que podem ser vistas na figura 17. A dinâmica de rolamento puro é caracterizada por uma raiz real, geralmente negativa, e de rápida convergência ou

divergência. Este modo é excitado a partir de uma perturbação na velocidade angular p que por consequência afetará o ângulo de rolamento ϕ . Como o próprio nome indica, há um movimento de rolamento puro, sem acoplamentos entre os momentos de rolamento e de guinada. A figura 13 exemplifica o comportamento do ângulo de rolamento durante a dinâmica. Observa-se que não há oscilação na atitude do veículo.

A dinâmica de rolamento holandês é descrito no diagrama de polos e zeros da figura 17 como um par de polos conjugados de baixa frequência de oscilação e baixo amortecimento. Neste modo há um acoplamento entre os momentos de rolamento e guinada. Uma perturbação no ângulo de guinada ψ gera uma variação na velocidade angular de guinada r que por fim induz variações na velocidade angular de rolamento p , no ângulo de derrapagem β e no ângulo de rolamento ϕ . A figura 14 busca ilustrar este movimento que combina os momentos de rolamento e de guinada.

A dinâmica de espiral é caracterizada por um polo real próximo a origem do diagrama de polos e zeros, como na figura 17, e é uma dinâmica de convergência ou divergência lenta. Por ser lenta, esta é mais uma dinâmica na qual o piloto de uma aeronave é capaz de estabilizar manualmente. Este movimento é excitado a partir de uma perturbação no ângulo de derrapagem β e que gera variações nos ângulos de rolamento ϕ e de guinada ψ . No caso de um veículo com instabilidade no espiral, este apresentará um comportamento exponencial divergente nos momentos de rolamento e guinada, de forma a produzir um desequilíbrio das forças verticais. Este desequilíbrio irá induzir uma perda de altitude do veículo e desta forma consolida o movimento de espiral da aeronave em direção ao solo ilustrado na figura 15 (COOK, 2012). A excitação da dinâmica de espiral pode ser indesejada durante um processo de identificação pelo fato de induzir uma variação de altitude da aeronave e assim retirá-la do ponto de *trim* e inseri-la numa condição de voo não-linear.

Jategaonkar (2006) sintetizou quais são os tipos de manobras adequadas para excitar esses modos dinâmicos no processo de identificação de uma aeronave em geral. Observa-se na figura 18 por exemplo, que para excitar o fugóide uma entrada de pulso é adequada; para a excitação do período curto uma entrada *multistep* 3-2-1-1 é adequada.

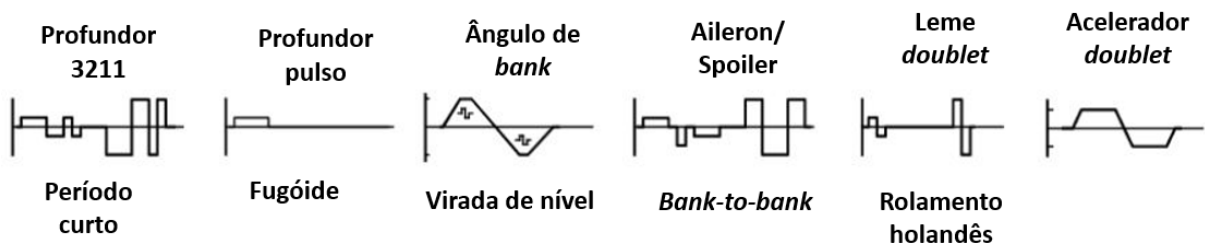


Figura 18 – Manobras recomendadas na identificação de uma aeronave. Adaptado de Jategaonkar (2006)

O sinal *doublet* é caracterizado por dois pulsos seguidos em sentido opostos. O sinal *multistep* 3-2-1-1 é caracterizado por uma sequência de quatro pulsos com sentidos alternados e com diferentes durações. O primeiro pulso é igual a $3\Delta t$ segundos, o segundo igual $2\Delta t$, e os dois últimos duram Δt segundos.

O valor adequado do Δt é calculado a partir da frequência natural do modo dinâmico que se pretende excitar. Para se conhecer o valor desta frequência é necessário obter uma estimativa preliminar das derivadas aerodinâmicas por meio de algum software CFD, túneis de vento ou outro software dedicado que calcule tais derivadas a partir dos dados geométricos da aeronave. Uma vez conhecidas, é possível deduzir a frequência natural dos modos de período curto e do rolamento holandês.

O livro do [Durham \(2013\)](#) apresenta como calcular essas frequências. Com a frequência natural em mãos, o sinal de *doublet* ou *multistep* deve ser projetado de forma que o seu espectro de energia contenha a frequência natural de interesse e que esta esteja, preferencialmente, centralizada no espectro. Em vista disso o Δt de uma manobra *multistep* 3-2-1-1 é encontrando ao substituir a frequência natural na fórmula a seguir:

$$\Delta t_{3211} \approx \frac{1,6}{\omega_n} \quad (3.45)$$

Para o caso da manobra *doublet* o Δt é obtido pela equação abaixo:

$$\Delta t_{\text{DBLT}} \approx \frac{2,3}{\omega_n} \quad (3.46)$$

Para conferir se um sinal contém a frequência a ser excitada realiza-se a plotagem no domínio da frequência da sua densidade espectral de energia- $E(\omega)$ - donde $u(\omega)$ é o sinal de excitação no domínio da frequência ([JATEGAONKAR, 2006](#)).

$$E(\omega) = |u(\omega)|^2 \quad (3.47)$$

De modo geral, recomenda-se que entre cada manobra a aeronave retorne a condição de voo nivelado e de trim para melhor estimação das derivadas. Contudo, há casos como o trabalho de [Napolitano \(2005\)](#) que as manobras foram executadas sem intervalos. O sinal de entrada de controle de cada manobra deve ser aplicado após um intervalo de 5 a 10 segundos de voo do veículo sob regime permanente de trim e recomenda-se que a mesma manobra seja realizada ao menos 3 vezes ([JATEGAONKAR, 2006](#)). Para obter dados com o mínimo de efeitos de perturbação o ideal seria escolher um local e um dia sem ventos.

O ponto de referência das manobras é composto pela altitude e velocidade. A execução de uma manobra em diferentes altitudes pode ser útil para separar os efeitos

do número de Mach e da pressão dinâmica nas derivadas, pois ao aplicar um mesmo valor de velocidade sob diferentes altitudes varia-se o número de Mach e mantém-se a pressão dinâmica (JATEGAONKAR, 2006). Contudo, no caso de um aeromodelo, o teto de altitude é baixo assim como o número de Mach, portanto este tipo de análise gera poucas contribuições. As próximas seções detalharão as características das manobras que excitarão cada modo dinâmico.

3.2.1.1 Excitação da dinâmica de período curto

A dinâmica de período curto é caracterizada por ser de rápida resposta longitudinal e ter caráter oscilatório amortecido. É importante para a estimação das derivadas relativas ao movimento vertical e de arfagem. As manobras utilizadas podem ser a aplicação no profundor ou outra superfície de controle longitudinal de sinais tipo *doublet* ou *multistep* 3-2-1-1. Segundo Jategaonkar (2006), a manobra mais apropriada para esta dinâmica é o *multistep* 3-2-1-1.

A amplitude do sinal de entrada deve ser definida experimentalmente de modo que haja uma variação de 3 a 4 graus no ângulo de ataque do veículo ou que o fator de carga varie entre 0,4 e 0,5g. A aplicação de amplitudes elevadas pode provocar a estimação de não-linearidades. Portanto, para veículos pilotados manualmente o ideal é que sejam feitos testes prévios para estabelecer uma relação entre o quanto de deflexão da manete o piloto precisa inserir para gerar uma variação nessa ordem de amplitude para o ângulo α .

3.2.1.2 Excitação da dinâmica de fugóide

É um modo de longa duração que pode ser excitado com um pulso no controle longitudinal ou pela variação do empuxo do motor. Recomenda-se que o pulso tenha um Δt de 10 segundos e que após o fim da excitação sejam gravados os dados de resposta de pelo menos um ciclo completo de oscilação para a estimação dos parâmetros (JATEGAONKAR, 2006).

3.2.1.3 Excitação da dinâmica de rolamento puro

Essa dinâmica lateral é excitada por meio da manobra *bank-to-bank* que consiste num sinal aplicado ao aileron com uma sequência de pulsos. A manobra se inicia com o voo nivelado e em trim. Então, um pulso é iniciado no aileron de forma abrupta e mantido por uma duração suficiente para que o veículo se incline 30° de um lado. Ao atingir a inclinação inverte-se rapidamente o sentido do pulso de modo que a aeronave suavemente deixe esta inclinação, passe pela condição de asa nivelada se incline até 30° para o outro lado. Por fim, retorna-se a aeronave para a posição de voo nivelado. Recomenda-se realizar a manobra com diferentes angulações como 30, 45 e 60°. Não é recomendável usar *doublet*

ou *multistep* com Δt curtos, pois a inclinação deve ser atingida aos poucos. Em geral, a manobra como um todo dura de 30 a 40 segundos (JATEGAONKAR, 2006).

3.2.1.4 Excitação da dinâmica de rolamento holandês

Assim como na dinâmica de período curto, pode-se usar o *doublet* ou *multistep* para excitar a dinâmica de rolamento holandês. Contudo, Jategaonkar (2006) diz que o *doublet* é a mais apropriada. Sendo assim, o sinal de *doublet* é aplicado ao leme. A frequência natural deste modo é encontrada na forma descrita em 3.2.1.1. O Δt adequado é calculado pela equação 3.46. A resposta da excitação deve conter alguns ciclos de oscilação e estima-se que a duração total da manobra seja de 30 a 35 segundos ou mais. A amplitude do sinal deve ser o suficiente para provocar uma variação no ângulo β de aproximadamente 4° ou $0,1g$.

Recomenda-se também que as excitações do rolamento puro e rolamento-holandês sejam aplicadas em diferentes velocidades de trim, pois muitas derivadas látero-direcionais dependem do ângulo de ataque.

3.2.2 Medição de dados

O vetor de estado X_{est} , mostrado novamente logo abaixo na equação 3.48, indica quais as variáveis do sistema que geralmente são medidas durante o voo experimental. Basicamente essas variáveis consistem em velocidades lineares, angulares e na orientação dos ângulos de Euler. Além disso, é necessário que também sejam mensuradas as deflexões das superfícies de controle e deflexão da manete de potência. Os sinais de controle são apresentados pelo vetor u em 3.49.

$$X_{est}^T = \begin{bmatrix} u & v & w & \phi & \theta & \psi & P & Q & R \end{bmatrix} \quad (3.48)$$

$$U^T = \begin{bmatrix} \delta_e & \delta_a & \delta_r & \delta_T \end{bmatrix} \quad (3.49)$$

As deflexões das superfícies de controle podem ser medidas a partir da instalação de potenciômetros (CAMP et al., 2007), transdutores diferenciais linearmente variáveis nas dobradiças da estrutura (JATEGAONKAR, 2006) ou também pela relação entre a tensão fornecida ao servomecanismo (FISCHER, 2017). Já o sinal relativo ao empuxo do motor pode ser definido diretamente pelo sinal enviado pelo rádio-controle.

As velocidades angulares P, Q e R podem ser obtidas como em Campa et al. (2007) e Paw (2009) a partir do uso de uma Unidade Inercial ou *Inertial Measurements Unit* (IMU) do tipo COTS (Components of the shelf), que contém acelerômetro e giroscópio.

Os ângulos de Euler podem ser obtidos a partir de um giroscópio vertical como em [Campa et al. \(2007\)](#) ou indiretamente a partir das medidas de acelerômetros, magnetômetros e giroscópio com a aplicação de um filtro de Kalman. Este giroscópio para medição dos ângulo de Euler é menos usual em aeromodelos por ser mais sofisticado, e é um tipo diferente do giroscópio que fornece os valores das velocidades angulares presente na IMU.

A velocidade longitudinal U pode ser obtida por meio do uso do Tubo de Pitot e deve ser posicionado de forma adequada para coletar informações apenas da componente U . Caso o tubo de Pitot esteja posicionado fora do CG do veículo, deverão ser feitos cálculos de ajustes das velocidades ([FISCHER, 2017](#)). Para medir as outras componentes de velocidade V e W pode-se usar sensores, como em [Campa et al. \(2007\)](#), que mensuram os ângulos α e β e posteriormente os converte, por meio de cálculo, nas componentes de velocidade linear. Contudo, estes sensores costumam ser caros e, dependendo do aeromodelo, podem ser inviáveis devido às suas dimensões, peso e consumo de energia ([JOHANSEN et al., 2015](#)).

Desta forma, como alternativas, utiliza-se algumas técnicas para a estimação da velocidade relativa do vento V_T e dos ângulos α e β a partir da combinação de dados de sensores padrões em um VANT como o GPS, IMU, magnetômetro e Tubo de Pitot com as equações de movimento da aeronave. Existem autopilotos comerciais como o modelo *Pixhawk 1* que calculam estas variáveis e as armazenam prontamente no *log* de dados para o usuário. ([DRONECODE, 2019](#))

Outras soluções alternativas para esta questão, podem ser encontradas nos trabalhos de [Johansen et al. \(2015\)](#) e [Shaqura e Claudel \(2014\)](#). [Johansen et al. \(2015\)](#) apresenta um método de estimação destes estados que não necessita do modelo dinâmico do veículo e estima a partir de um filtro de Kalman associado às equações cinemáticas 3.18, 3.19 e 3.20, à equação do vetor velocidade relativa do vento \vec{V}_T decomposto no sistema referencial do corpo $V_b^T = (u_T, v_T, w_T)^T$ e às equações 3.1 e 3.2 para cálculo dos ângulos α e β . Já o trabalho de [Shaqura e Claudel \(2014\)](#) apresenta uma outra forma de estimação baseada em dados da IMU e do GPS, sem o uso do Tubo de Pitot. Este método utiliza um modelo dinâmico não-linear da aeronave com as equações de movimento em seis graus de liberdade.

Dependendo do computador de bordo utilizado esses dados são coletados e armazenados em uma cartão de memória para posteriormente serem analisados *offline*. Porém, há computadores que não armazenam os dados coletados, mas os envia de forma *online* para uma estação de solo onde serão armazenados os dados para serem processados de modo *offline* depois. Além disso, os computadores também são responsáveis por transmitir os comandos de controle as superfícies de controle e ao acelerador.

3.3 Escolha do método de estimação de parâmetros para o aeromodelo

A subseção 2.4 apresentou algumas possibilidades de técnicas de estimação de parâmetros utilizadas na identificação de sistemas de modo geral. Já a presente seção tem por finalidade avaliar a aplicabilidade e o histórico de uso na bibliografia de cada uma na identificação de veículos aéreos.

Segundo [Jategaonkar \(2006\)](#), os Métodos de Erro de Saída, Método de Filtro de Erro e os Métodos dos mínimos quadrados são os mais relevantes no processo de estimação de aeronaves. Porém, os Métodos de Minimização da Predição de Erro e o Método de Subespaço também são utilizados para essa finalidade e são a base da ferramenta de identificação do software MATLAB denominada *Toolbox System Identification* ([LJUNG, 1995](#)).

A escolha do método será feita levando em conta as características do caso em questão e dos recursos disponíveis para se alcançar o objetivo geral do trabalho. O principal critério considerado nessa escolha é o tipo da estrutura do modelo. Como foi definido na subseção 3.1, será utilizado um modelo do tipo espaço de estados. Além disso, buscará inicialmente utilizar os métodos mais simples para posteriormente avançar para métodos mais completos e mais acurados.

O Método de Erro de Saída é uma boa opção a ser utilizada quando o voo experimental ocorre em um dia sem vento, pois assim não haverá a entrada de ruído de processo no sistema. Este é um método simples e bastante usado. Este é um método que foi empregado nos trabalhos de [NEPOMUCENO \(2017\)](#), [Fischer \(2017\)](#) e [Paw \(2009\)](#) e apresentaram resultados satisfatórios. A aplicação destes métodos se deu a partir da construção das equações do método em um script do MATLAB nos casos de [NEPOMUCENO \(2017\)](#) e [Fischer \(2017\)](#). Já [Paw \(2009\)](#) usou a ferramenta paga SIDPAC (System identification program for aircraft).

O Método de Filtro de Erro é uma boa solução para ser aplicada quando se pretende considerar o efeito do vento na estimação dos parâmetros. Apesar de também poder ser aplicado ao caso de voos sem vento, isto pode ser uma complicação desnecessária dependendo do nível de acurácia pretendida para a estimação. Com o progresso do projeto, este método poderá vir a ser usado para melhorar as estimativas. Dentre os referenciais bibliográficos analisados, este método foi citado e teorizado no livro [Jategaonkar \(2006\)](#). Já nos trabalhos de aplicação prática, este método não foi mencionado.

A família dos Métodos dos Mínimos Quadrados apesar de ter o cálculo simples baseado em operação algébrica é mais complicado de ser aplicado ao espaço de estados, tendo em vista que necessita de dados medidos diretamente das derivadas de estado e que

a princípio não haverá sensores disponíveis para isto (JATEGAONKAR, 2006). Porém, (JATEGAONKAR, 2006) demonstra com um exemplo que este método pode ser utilizado na estimação das derivadas de uma aeronave quando esta é modelada por um modelo de regressão linear. Napolitano (2005) usou este método para a estimação de um aeromodelo, porém não foram dadas explicações de como foi feita a implementação.

O Método de Predição de Erro é a base dos algoritmos usados na ferramenta de identificação do MATLAB. Além deste método a ferramenta também possui um algoritmo com o método de subespaços para modelagens em espaços de estados. A documentação da ferramenta contém os detalhes de ambos algoritmos (LJUNG, 1987). Tendo em vista esta e as análises anteriores, os métodos de estimação mais propícios para a estimação da modelagem em espaço de estados de uma aeronave são Método de Erro de Saída, Método de Filtro de Erro, Método de Predição de Erro e o Método de Subespaços. A definição dos métodos que serão utilizados no trabalho ocorrerá na seção 4.4 do capítulo 4.

3.4 Validação do modelo dinâmico

Dentre as técnicas citadas na seção 2.5, os trabalhos de NEPOMUCENO (2017) e Fischer (2017) usaram as técnicas de cálculo do desvio-padrão das estimativas dos parâmetros e análise de qualidade do ajuste ou *goodness of fit*.

A técnica de cálculo do desvio-padrão é aplicada quando o método de estimação se trata de um método estatístico e se pretende conhecer a acurácia das estimativas (JATEGAONKAR, 2006). No caso dos métodos de estimação da seção anterior, este método seria aplicável ao Método de Erro de Saída. Este método inicia-se estabelecendo a matriz de covariância da estimação do erro P_{est} na forma vista na equação 3.50, donde N é o número de pontos analisados, $y(t_k)$ é o sinal discreto de resposta do sistema e o vetor Θ é o vetor de parâmetros do modelo e R é a matriz de covariância dos resíduos.

$$P_{est} \approx \left\{ \sum_{k=1}^N \left[\frac{\partial y(k)}{\partial \Theta} \right]^T R^{-1} \left[\frac{\partial y(k)}{\partial \Theta} \right] \right\}^{-1} \quad (3.50)$$

Os elementos da diagonal desta matriz representam as variâncias das estimativas. O critério de validação do método se dá pelos limites de *Cramér-Rao*. Estes limites são obtidos calculando o desvio-padrão dos elementos da diagonal da matriz. Quanto menor for o desvio-padrão, maior será a acurácia das estimativas (JATEGAONKAR, 2006).

Já a técnica de análise da qualidade do ajuste da resposta computacional em relação a resposta real se baseia na análise do valor da função custo. Quanto menor este valor, melhor foi a estimativa. Porém, a avaliação por si só deste valor não é garantia de que todas as variáveis foram estimadas igualmente bem. Este valor pode mascarar o fato de que algumas variáveis foram melhores estimadas que as outras. Para contornar essa

situação sugere-se calcular o desvio padrão do erro de saída para cada variável a fim de garantir que todas as variáveis foram estimadas bem.

Caso seja encontrado algum desvio-padrão de valor significativo, tem-se um indicativo de baixa qualidade da estimativa daquela variável seja porque, por exemplo, o modo não foi excitado adequadamente ou porque fenômenos não-lineares estão sendo excitados. Este método é útil para obter dicas de qual variável foi mal estimada. Além disso, este método é uma condição necessária de validação, porém não suficiente. (JATEGAONKAR, 2006)

A condição suficiente pode ser obtida por meio de uma análise de plausibilidade das estimativas. Essa análise consiste em buscar outras formas e recursos para estimar os parâmetros, por exemplo, túneis de vento, softwares de CFD e assim comparar com os resultados dos métodos de estimação. Além disso, a plausibilidade pode ser analisada a partir da interpretação física dos valores estimados. A fim de compreender se fazem sentido ou não.

Uma outra técnica que foi utilizada no trabalho de Simmons, McClelland e Woolsey (2018) é a análise da capacidade preditiva do modelo utilizando o critério de ajuste (ou *fit*). Esta técnica consiste em fornecer ao modelo os mesmos inputs e condições de trim da aeronave real, coletar os sinais de resposta do modelo e plotar estes sinais juntamente com os sinais de resposta correspondentes do experimento realizado no aeromodelo. Nesta técnica utiliza-se o critério de ajuste para identificar o quão bem a resposta gerada pelo modelo se ajusta a resposta real. Este critério se baseia no cálculo da raiz quadrada normalizada do erro quadrático médio (normalized root-mean-square error -NRMSE) entre os sinais analisados. Este cálculo é descrito pela equação 3.51, donde y é o dado de validação e \hat{y} é a resposta do modelo estimado sob análise. O valor de ajuste encontrado está em porcentagem, de forma que 100% corresponde a um ajuste perfeito. Esta técnica expõe o quão bem as respostas do modelo estimado estão ajustadas a resposta medida (MathWorks, 2019).

$$\text{fit} = 100 \left(1 - \frac{\|y - \hat{y}\|}{\|y - \text{mean}(y)\|} \right) \quad (3.51)$$

Por fim, Dorobantu et al. (2013) utilizou uma outra opção para análise da capacidade preditiva do modelo, que é a técnica de Coeficiente de desigualdade de Theil (Theil inequality coefficient - TIC) para fazer a validação de um modelo também no domínio do tempo. Esta técnica avalia o quão bem a resposta do modelo estimado se ajusta a resposta de validação. A métrica deste método é dada por valores normalizados entre 0-1, de forma que o resultado igual 0 corresponde a um ajuste perfeito da resposta do modelo estimado com a resposta de validação e 1 corresponde ao pior ajuste. Segundo Klein e Morelli (2006), o indicador de um bom ajuste entre as respostas é o valor $\text{TIC} \leq 0,25$ a

0,30. A equação 3.52 apresenta o cálculo deste valor TIC, donde \tilde{x} é o dado gravado em voo, x é o sinal gerado por estimação e n é o número de amostras do sinais.

$$\text{TIC} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \tilde{x}_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} + \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \tilde{x}_i^2}} \quad (3.52)$$

O capítulo subsequente contém a estruturação da metodologia de identificação deste trabalho. Neste capítulo serão esclarecidas a sequência de passos, as escolhas de técnicas e métodos, e quais as preocupações práticas comuns a um processo de identificação de uma aeronave, utilizando as discussões dos capítulos 2 e 3 como base.

4 Definições para composição da metodologia de identificação do aeromodelo VR-01

O processo de definição da metodologia que será utilizada na identificação do aeromodelo seguirá as etapas contidas no fluxograma de processos da figura 19 com base nos conhecimentos apresentados nos capítulos anteriores.

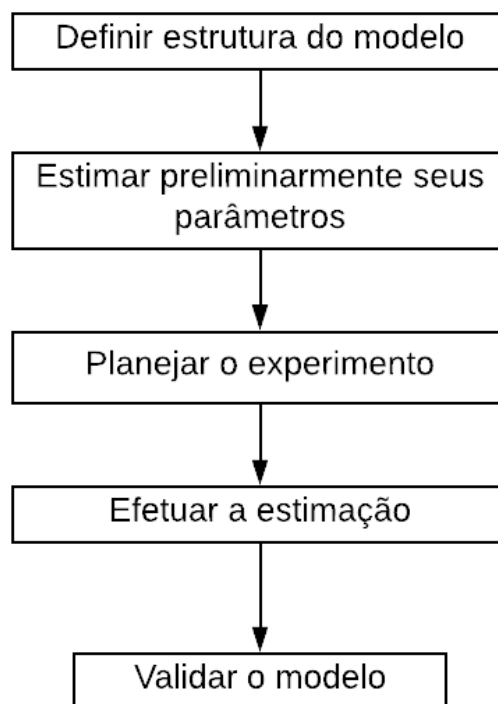


Figura 19 – Fluxograma de processos de criação

As seções subsequentes detalharão os passo-a-passos e os aspectos importantes de cada uma dessas etapas. No capítulo 5 a metodologia aqui desenvolvida será aplicada e testada em um sistema de teste. No capítulo 6, após a experiência adquirida com a prática no capítulo 5, esta metodologia será aplicada ao veículo real VR-01.

4.1 Definição da estrutura do modelo

A estrutura do modelo a ser utilizada para o processo de identificação será a de dois modelos lineares em espaço de estados desacoplados como os da seção 3.1.2, pois neste trabalho deseja-se estimar o conjunto de todos os parâmetros de estabilidade e controle do

veículo, tanto longitudinais quanto látero-direcionais. Há algoritmos capazes de estimar modelos não-lineares, porém no momento esta é uma complicação indesejada. Além disso, a existência de uma relação direta (vide tabelas 2 e 3) entre as derivadas do modelo linear e as derivadas do modelo não-linear reforça a escolha do uso desta estrutura em espaço de estados. O vetor variáveis de estado e o vetor de controle do modelo serão as mesmas apresentadas respectivamente pelos vetores nas equações 3.48 e 3.49.

4.2 Estimação preliminar de parâmetros do veículo

4.2.1 Parâmetros geométricos e Matriz de inércia

O primeiro passo do processo de identificação se trata de buscar obter o máximo de informações prévias sobre o sistema. No caso de um aeromodelo, neste momento, será necessário obter as seguintes informações geométricas:

- envergadura de asa b ;
- área de referência da asa S ;
- corda aerodinâmica média *Mean Aerodynamic Chord (MAC)*;
- perfil aerodinâmico do aerofólio;
- comprimento de corda;
- massa do veículo;
- posição do CG;
- matriz de inércia.

A matriz de inércia pode ser obtida de três formas. A primeira seria por meio da modelagem em CAD (Computation Aided Design) do veículo levando em consideração todos os materiais do veículo. Neste caso o software de design consegue calcular a matriz de inércia do veículo a partir do seu CAD. A segunda forma seria por meio do software XFLR5, que não permite uma modelagem completa como em um software de design CAD, mas apenas o design das estruturas aerodinâmicas (asa, estabilizador horizontal e vertical). Este software recebe informações da distribuição aproximada das massas no veículo real e assim consegue calcular a matriz de inércia. Por fim, outra forma de obtenção da matriz é experimentalmente por meio do método de pêndulo detalhado por Soule e Miller (1934).

A obtenção de todos esses dados será feita a partir de instrumentos de medição, exceto no caso da matriz de inércia. Os detalhes da execução prática da coleta destas

informações se encontra no capítulo 6, que trata sobre a metodologia de identificação aplicada ao VR-01 de fato.

4.2.2 Estimativa preliminar das derivadas aerodinâmicas

Em posse dos dados anteriores, as próximas informações a serem obtidas são as estimativas preliminares das derivadas dimensionais de estabilidade e controle. Como citado na seção 3.2.1.1, para se realizar o projeto adequado das manobras de excitação, é preciso conhecer ao menos frequência natural aproximada dos modos dinâmicos a serem excitados no veículo. Para isto é necessário que haja pelo menos uma estimativa das derivadas dimensionais do sistema.

Para encontrar essa estimativa poderão ser utilizados os softwares livres Tornado ou XFRL5. O Tornado foi a opção utilizada nos trabalhos de identificação de parâmetros látero-direcionais de Fischer (2017) e longitudinais de NEPOMUCENO (2017). O Tornado é um software cujo código foi implementado no MATLAB e pode ser acessado como se fosse uma *toolbox*. Este código utiliza o método numérico *Vortex Lattice Method* no cálculo das derivadas referentes a geometria da aeronave inserida no programa. O XFRL5 é um software que também utiliza o *Vortice Lattice Method*, porém apresenta uma interface mais amigável e intuitiva. Simmons, McClelland e Woolsey (2018) e Carolina et al. (2019), por exemplo, utilizaram o XFRL5 na estimação preliminar das derivadas de estabilidade e concluíram que foram satisfatórios os resultados do XFRL5. Já a pesquisa desenvolvida por Dinh, Ngo e Nguyen (2016) demonstra que esta ferramenta é capaz de estimar os parâmetros aerodinâmicos de um aeromodelo, em baixa velocidade, com um grau de fidelidade maior do que a de abordagens convencionais, como em túneis de vento. Em ambos softwares, a estimação das derivadas considera apenas os efeitos das superfícies aerodinâmicas e não considera os efeitos do corpo do veículo. Além disso, as informações inseridas para a estimação são a distribuição de massa do veículo e as dimensões das superfícies aerodinâmicas do aeromodelo.

Em posse dessas derivadas, as matrizes A e B dos modelos lineares longitudinal e látero-direcional foram estimadas e pode-se prosseguir para o passo de design das manobras.

4.3 Design do experimento

4.3.1 Manobras

A primeira etapa do processo de design do experimento é estimar as frequências naturais dos modos dinâmicos oscilatórios período curto e fugóide do sistema sob identificação. Para o cálculo dessas frequências será criado um script no software MATLAB

implementando a metodologia de cálculo descrita por [Durham \(2013\)](#). Uma vez estimadas, estas são inseridas nas equações 3.45 e 3.46 para definir o Δt aplicado nas manobras de excitação de cada modo dinâmico.

A figura 20 sumariza o design de cada manobra a ser executada manualmente pelo piloto neste trabalho. No caso da excitação do período curto será utilizada uma manobra de *doublet*, ao invés do *multistep* como sugerido na seção 3.2.1.1, pois será mais simples para o piloto executar de forma adequada.

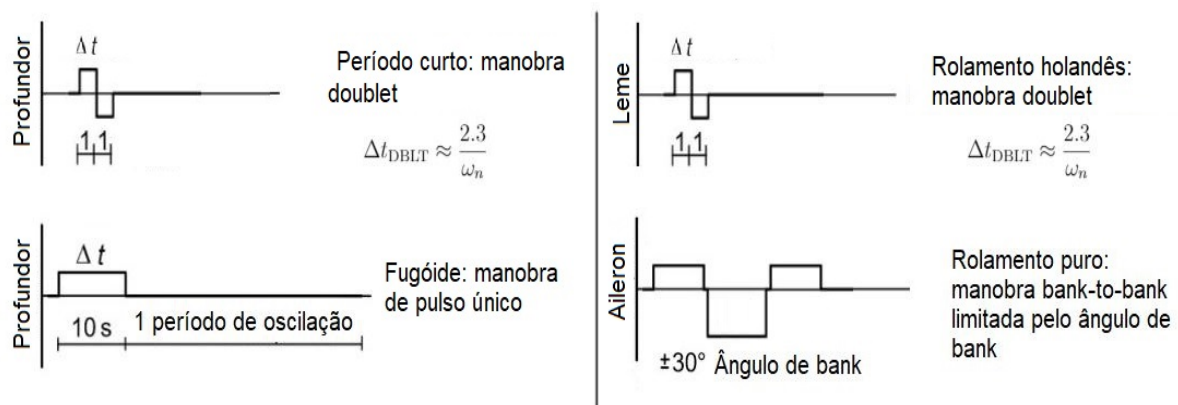


Figura 20 – Manobras a serem executadas. Adaptado de [Jategaonkar \(2006\)](#)

4.3.2 Planejamento dos voos de teste

O aeromodelo antes de cada manobra deverá estar voando em condição de trim. Por isso, o piloto deve "trimar" o aeromodelo, ou seja, recolocá-lo na configuração de trim. A especificação de uma condição de trim se dá pela definição das seguintes variáveis:

- Altitude (m)
- Velocidade (m/s)

Neste trabalho, deseja-se que as manobras sejam executadas sob apenas uma condição de trim. A realização de manobras sob diferentes velocidades ou altitudes pode ser interessante como um aprimoramento no futuro do modelo estimado e sua dependência em relação a cada um destes aspectos.

O plano de voo do experimento foi sintetizado no fluxograma apresentado na figura 21. Nota-se nesta figura, que primeiramente serão executadas as manobras referentes aos modos longitudinais e, posteriormente, aquelas referente aos modos látero-direcionais. Além disso, serão realizadas quatro repetições de cada manobra, pois os dados das três

primeiras serão utilizados na identificação e a quarta será usada apenas na validação do modelo.

Para que haja o desacoplamento dos modos longitudinais e látero-direcionais, o piloto deve buscar manter a altitude constante durante as manobras de excitação dos modos dinâmicos de rolamento puro e rolamento holandês. Outro detalhe importante, é que os voos deverão ser realizados no período inicial do dia quando os efeitos térmicos de deslocamento de ar são menores. Desta forma, as perturbações de vento serão menores ou nulas.

4.3.3 Coleta dos dados

O aeromodelo deverá conter a IMU, o computador de bordo, o GPS e o Tubo de Pitot que são os componentes básicos como foi visto na seção 3.2.2. Estes equipamentos deverão ser embarcados e posicionados de forma adequada no aeromodelo VR-01. A coleta de dados será *offline*, portanto, os dados serão obtidos somente ao fim do experimento.

Os sensores permanecerão continuamente ativos gravando os dados ao longo de todo o tempo durante o voo. Contudo, para a estimação de parâmetros serão usados apenas trechos recortados dessas gravações. Em todas as manobras estes trechos correspondem a um intervalo de tempo que inicia de 3 a 5 segundos antes do início da manobra e que se estende por alguns segundos após o seu fim, dependendo da dinâmica em excitação.

Dependendo dos sensores utilizados na coleta de dados é possível que cada uma destes amostram os estados com frequências de amostragem diferentes. Para sanar este problema é preciso que os dados, antes de serem inseridos no estimador sejam re-amostrados em uma frequência de amostragem comum que seja maior ou menor que os sinais originais.

Quando a uniformização da frequência dos sinais utiliza uma frequência menor que a original, Klein e Morelli (2006) chamam este processo de *decimation*. É também possível fazer o caminho inverso de escolher uma frequência maior para uniformizar os sinais. Porém, em Tischler e Remple (2006), Ljung (1987), Jategaonkar (2006) e Klein e Morelli (2006) não se encontrou uma informação clara de qual a melhor opção. Sabe-se que ambas escolhas tem prós e contras. Ao uniformizar uma frequência maior cria-se dados artificiais nos sinais, porém ao reduzir a frequência elimina-se alguns dados. Simmons, McClelland e Woolsey (2018) e Hoffer (2014) optaram por aumentar a frequência prezando pela escolha de criar dados artificiais ao invés de eliminar os dados. Esta também será a postura adotada neste trabalho. Esta re-amostragem pode ser efetuada realizando uma interpolação entre os sinais do *log* de dados e um novo vetor de tempo uniformemente espaçado e construído com a frequência de amostragem desejada (KLEIN; MORELLI, 2006).

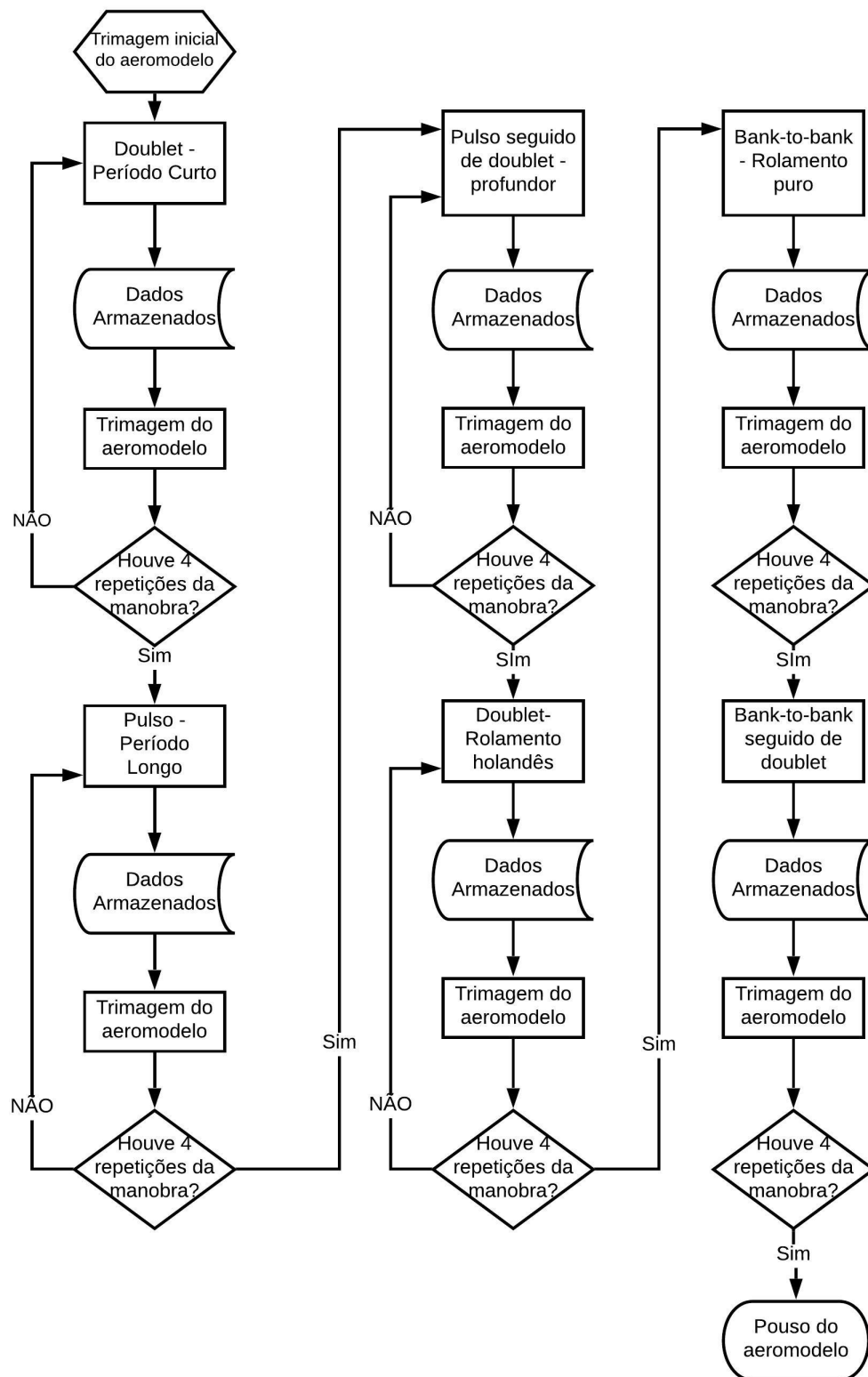


Figura 21 – Fluxograma do plano de voo

4.4 Processos da estimação de parâmetros

Dentre os métodos da seção 3.3, o Método de Predição de Erro e o Método de Subespaços foram os escolhidos para estimar os parâmetros, pois há no MATLAB algoritmos que executam estes métodos e devido a esta facilidade, foi dada preferência inicial a eles. Ambos métodos serão aplicados separadamente usando a *Toolbox System Identification*, ferramenta de identificação do MATLAB, e terão seus desempenhos comparados. Essa ferramenta contém os algoritmos prontos de cada método. Desta forma, resta ao usuário fornecer algumas informações, a depender do método, como o chute inicial para os parâmetros, a ordem do modelo de espaço de estados, os sinais de excitação e resposta do sistema.

A função *n4sid* do MATLAB estima os parâmetros usando o Método de Subespaços e é um estimador caixa-preta, pois um modelo é estimado apenas com a resposta do sistema, sem considerar nenhuma dica ou informação sobre a estrutura interna deste sistema, além da ordem do modelo em espaço de estados. Já a função *greyest* realiza a estimativa usando o Método de Predição de Erro e é um método caixa-cinza, pois além da resposta do sistema, o estimador utiliza uma estrutura pré-definida do modelo pelo usuário com alguns valores internos das matrizes A, B, C e D do espaço de estados especificados e fixados. Estes métodos terão seus desempenhos comparados.

Input	GREYEST	N4SID
Chute inicial do vetor Θ_0	Sim	Não
Estrutura das matrizes A, B, C e D do espaço de estado pré-definidas	Sim	Não
Vetor de estado inicial – x_0	Sim	Não
Dados da entrada e resposta do sistema	Sim	Sim
Output da estimação	Vetor de parâmetros Θ Matrizes A,B,C,D do espaço de estados	

Tabela 4 – Comparação entre as funções *greyest* e *n4sid*

O vetor Θ_0 de chute inicial citado na tabela é composto pelos valores estimados preliminarmente das derivadas por meio dos softwares Tornado ou XFRLR5 na sessão anterior, em 4.2.2.

Para a estimação das derivadas látero-direcionais é necessário que sejam realizadas duas manobras no veículo, *doublet* no leme e *bank-to-bank* no aileron. A dinâmica de espiral não deverá ser excitada, pois isto implicaria em uma variação de altitude afastando o veículo do ponto de trim e gerando não-linearidades no seu comportamento, como exposto na seção 3.2.1 De forma equivalente, as estimação das derivadas longitudinais dependem das manobras *doublet* e pulso no profundor. Em ambos os modos dinâmicos, a forma como os dados resultantes dessas manobras são inseridos no algoritmo de estimação tem importância. Duas estratégias serão testadas em relação a isso. A primeira estratégia será

a de inserir as resposta de cada manobra em instantes diferentes durante o processo da estimação. As figuras 22 e 23 ilustram bem essa estratégia para cada modo dinâmico. A estimação dos parâmetros neste caso será iterativa, de forma que o valor da primeira estimação será usado na segunda.

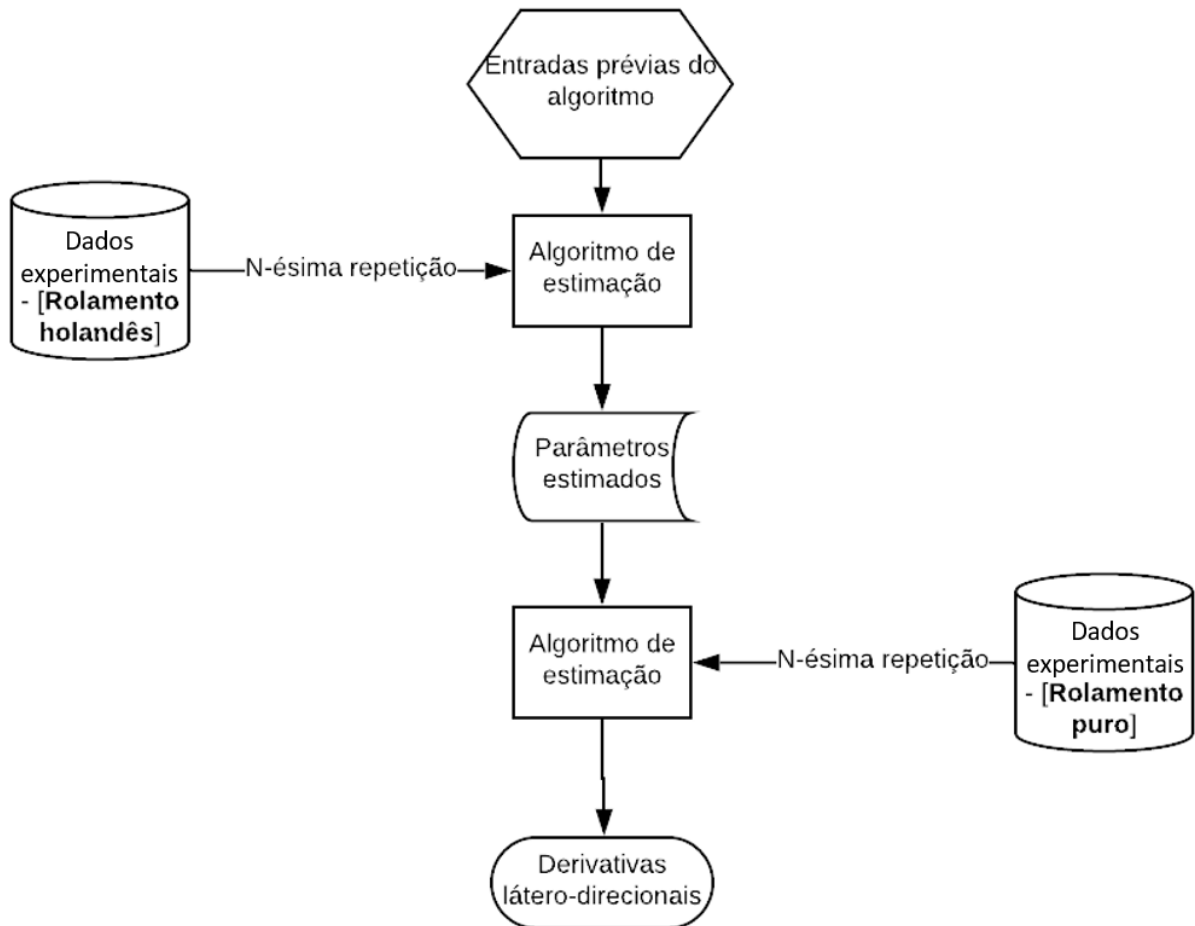


Figura 22 – Fluxograma do processo de estimação de derivadas látero-direcionais

A segunda estratégia será a de inserir uma única vez as respostas "concatenadas" de ambas manobras. Neste caso, durante o voo um mesmo *log* de dados é gerado contendo a execução de duas manobras executadas de forma espaçada e sequenciada e as suas respectivas respostas. A figura 24 apresenta um exemplo.

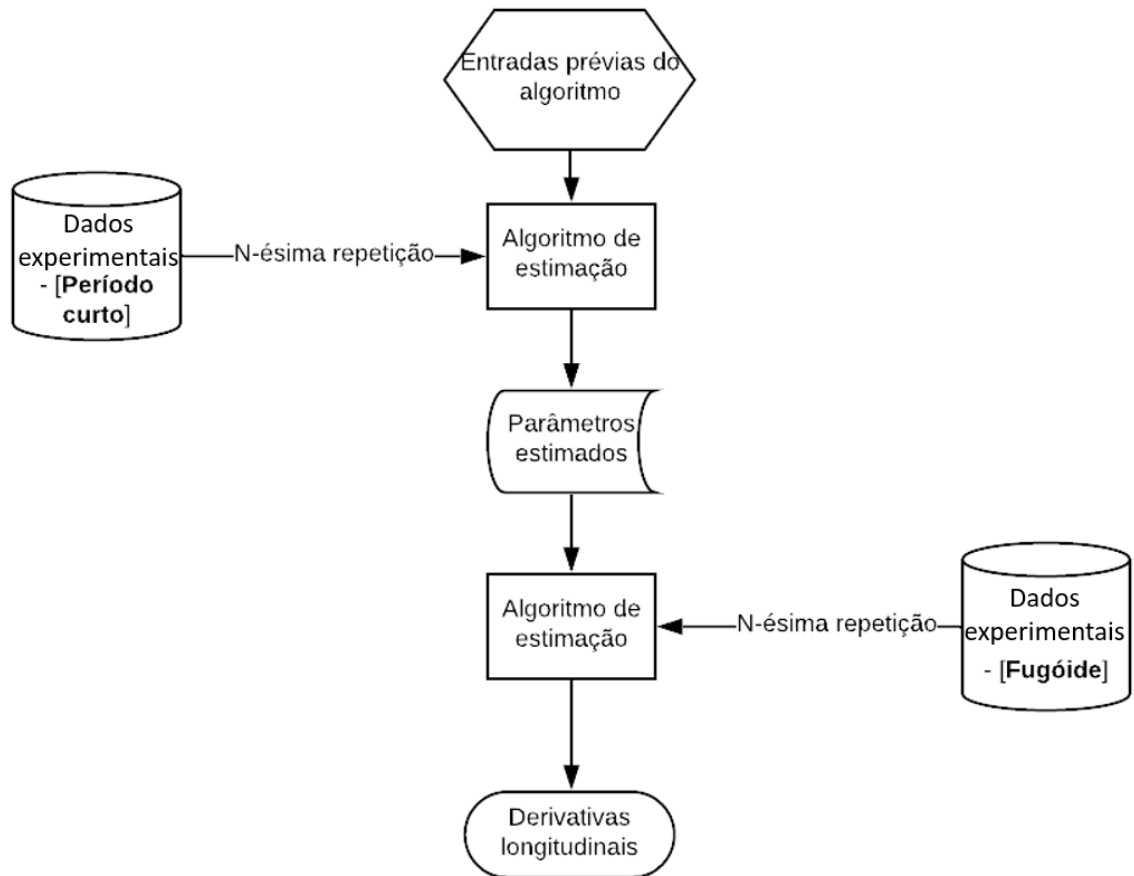


Figura 23 – Fluxograma do processo de estimação de derivadas longitudinais

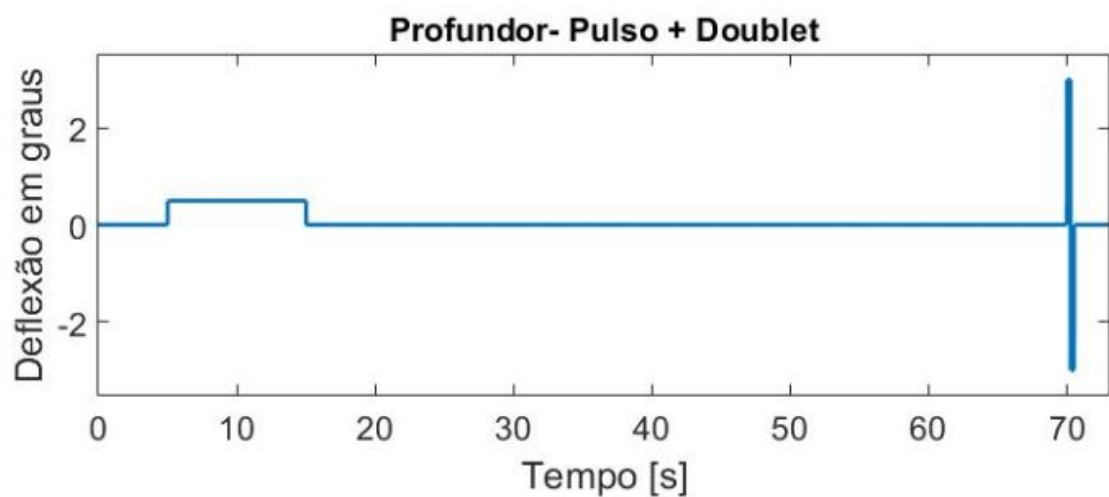


Figura 24 – Entradas pulso e *doublet* sequenciadas num mesmo *log de dados*

Tendo em vista que cada manobra será repetida quatro vezes, (de forma que três repetições geraram dados para a estimação e uma para a validação) uma mesma derivativa terá o seu valor estimado três vezes. Portanto, ao final de todas as estimações uma média aritmética será aplicada entre os valores para determinar o valor definitivo da derivativa.

Ao fim dos cálculos de estimação, as matrizes do espaço de estados A (derivadas de estabilidade) e B (derivadas de controle) deverão ser conhecidas. As matrizes C e D são, respectivamente, matriz identidade e matriz de zeros, pelo fato de as variáveis de saída serem as mesmas que as variáveis de estado.

4.4.1 Conversão das derivadas dimensionais estimadas nos coeficientes adimensionais

Após executadas as estimações para ambos os modos dinâmicos e encontradas as médias das derivadas dimensionais, o próximo passo é convertê-las para os coeficientes adimensionais que serão inseridos no modelo não-linear. Esse processo de conversão se dá diretamente pelo cálculo das relações apresentadas nas tabelas 2 e 3. Uma vez calculados, os coeficientes adimensionais são inseridos nas equações 3.8 a 3.13 para cálculo dos coeficientes das forças e momentos aerodinâmicos. Após serem calculados, estes coeficientes alimentarão as equações 3.7 para cálculo das forças e momentos propriamente ditos.

4.5 Procedimentos para validação do modelo

A primeira técnica de validação a ser utilizada será o critério NRMSE por fornecer uma percepção quantitativa clara e intuitiva da qualidade de ajuste entre as respostas geradas pelo estimador e as respostas reais. Uma outra opção que será utilizada para complementar a avaliação da qualidade de predição das respostas é o critério TIC. Por fim será utilizada a técnica da plausibilidade das estimativas, devido ao ser caráter básico, simples e informativo. A técnica de cálculo do desvio padrão, citada na seção 3.4 não será aplicada, pois os métodos de estimação usados não tem fundamentação estatística.

5 Resultados e discussões do teste da metodologia de identificação aplicada em um modelo de simulação de uma aeronave

5.1 Identificação de aeronave modelada no *Simulink*

A metodologia de identificação, estruturada no capítulo anterior, foi testada em um sistema de teste do tipo caixa-branca, ou seja, cujos parâmetros são conhecidos. Este sistema de teste se trata de um modelo de simulação não-linear da aeronave Cessna construído no ambiente *Simulink*. Devido a isto, todos os seus parâmetros, em especial as derivadas de estabilidade e controle, são conhecidos. Desta forma torna-se mais simples e seguro o processo de validação da metodologia antes de aplicá-la diretamente em um sistema real. Uma outra vantagem do uso deste sistema de teste é que descarta-se a etapa de medição de dados por meio de sensores. Associado a isso, está o fato de que os erros de medição das variáveis de estado serão menores e associados apenas ao cálculo numérico executado pelo computador. Além disso, por ser um sistema que está modelado no computador, existe a certeza de que o sistema não sofrerá com perturbações externas, como o vento.

O intuito deste teste é verificar o quão bem esta metodologia de identificação é capaz de estimar parâmetros semelhantes aos parâmetros originais e, por consequência, verificar o quanto a resposta do modelo estimado se assemelha a resposta do modelo de teste.

A construção deste modelo não-linear foi feita em um trabalho anterior a este. Esta modelagem se deu utilizando o bloco do *Simulink 6DOF - Euler Angles* para implementar as equações do movimento com seis graus de liberdade no sistema de referência corpo fixo e utilizando ângulos de Euler. Além deste, para o cálculo das forças e momentos utilizou-se o bloco *Aerodynamic Forces and Moments* tendo como entrada os coeficientes no sistema do vento e saída as forças e momentos no sistema do corpo. Os coeficientes e demais parâmetros da aeronave foram inseridos no *Simulink* a partir da área de trabalho do MATLAB. Estes dados da aeronave foram obtidos a partir da aeronave Cessna 172p do simulador de voo *open-source Flight Gear*. Os valores destes parâmetros são apresentados em tabelas no apêndice A. As figuras 25 e 26 a seguir apresentam os esquemáticos total do modelo e o esquemático dos sub-modelos.

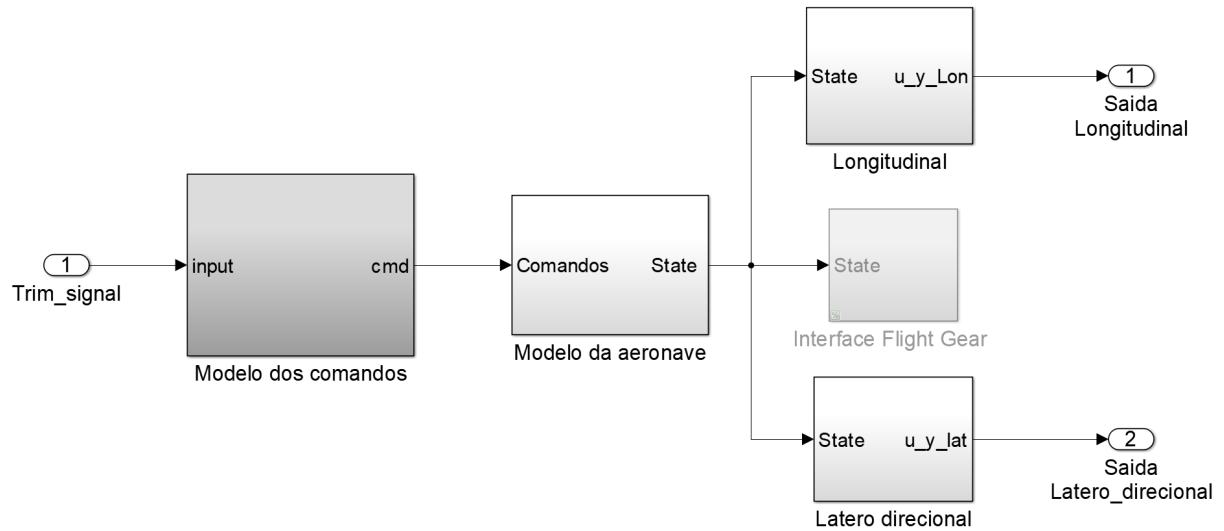


Figura 25 – Visão geral do modelo no Simulink

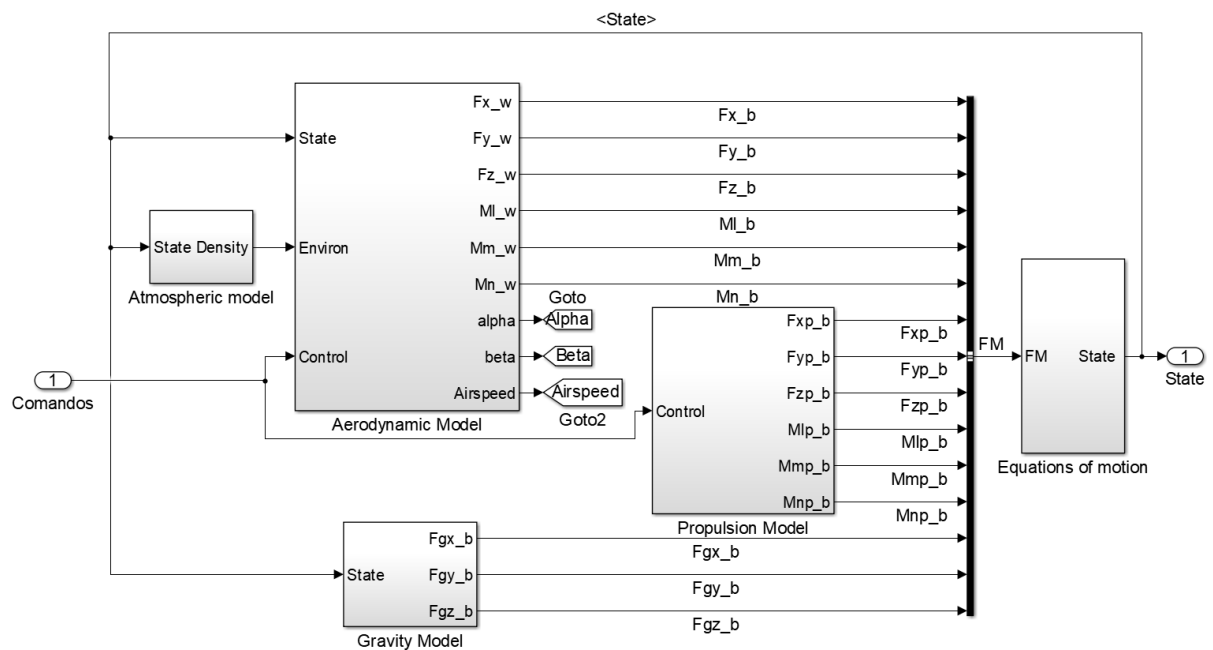


Figura 26 – Blocos internos ao bloco *Modelo da Aeronave*

5.1.1 Estimação preliminar das derivadas

Uma vez que o modelo do Cessna se trata de um modelo não-linear com suas derivadas adimensionais conhecidas, não foi preciso usar o software Tornado ou XFLR5 para estimá-los. Contudo, para linearizar o modelo e obter as matrizes A e B (as quais contém as derivadas dimensionais), foi feita a “trimagem” do veículo em torno de um ponto de equilíbrio.

A “trimagem” foi executada a partir de um script no MATLAB que contém a função *optimset*. Posteriormente, a linearização foi feita com o uso da função *linearize*. Ambas funções dependem de uma conexão direta com o modelo não-linear no Simulink. O ponto de referência da condição de trim é descrito pela tabela 5.

Tabela 5 – Ponto de referência da condição de trim

Altitude	Velocidade
500 m	70 m/s

Após a “trimagem” e a linearização, o modelo linear em espaço de estados do Cessna foi obtido. Logo em seguida este foi desacoplado em um modelo linear longitudinal e outro látero-direcional. As matrizes dos espaço de estados A e B bem como os vetores de estados X_{Long} e X_{Lat} , o de entrada u_{Long} e u_{Lat} dos respectivos modelos desacoplados são apresentadas a seguir.

$$\mathbf{X}_{Long} \equiv \begin{bmatrix} u \\ w \\ q \\ \theta \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_{Long} \equiv \begin{bmatrix} \delta_e \\ \delta_T \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

$$A_{Lon} = \begin{bmatrix} -0.0500 & -0.4801 & 1.9121 & -9.8060 \\ -0.4328 & -5.3526 & 67.0404 & 0.2797 \\ -0.0233 & -0.8183 & -5.0798 & 0 \\ 0 & 0 & 1.0000 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

$$B_{Lon} = \begin{bmatrix} -0.8749 & 3.1599 \\ -30.6734 & 0 \\ -69.8054 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

A seguir as matrizes do modelo látero-direcional.

$$\mathbf{X}_{Lat} \equiv \begin{bmatrix} v \\ p \\ r \\ \phi \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_{Lat} \equiv \begin{bmatrix} \delta_a \\ \delta_r \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

$$A_{lat} = \begin{bmatrix} 0.3853 & -1.9965 & -70.0000 & 9.8060 \\ -0.6601 & -15.5387 & 2.5620 & 0 \\ 0.1815 & 0 & -1.4498 & 0 \\ 0 & 1 & -0.0285 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

$$B_{lat} = \begin{bmatrix} 0 & -2.6690 \\ 94.3809 & 6.8803 \\ -3.1781 & -12.9156 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

As matrizes C e D são as mesmas para ambos os modelos e são apresentadas a seguir.

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.7)$$

Os vetores de estado do modo longitudinal e látero-direcional contém quatro componentes como definido em 3.30 e 3.34, respectivamente. Vale lembrar que as variáveis altitude h e ângulo de guinada ψ foram desconsideradas, pois não influenciam nos estados do veículo próximo ao ponto de operação, como discutido na seção 3.1.2.

5.1.2 Design das manobras

O levantamento das frequências naturais dos modos de período curto e de rolamento holandês foi feito utilizando a plotagem do diagrama de polos e zeros das matrizes 5.2 e 5.5. As figuras 56(a) e 56(b) apresentam estes diagramas e as respectivas frequências naturais de 9,07 rad/s para o período curto e 3,52 rad/s para o rolamento holandês.

Tendo o conhecimento das frequências naturais, o Δt das manobras *doublet* para excitação do período curto e do rolamento holandês puderam ser calculados usando a equação 3.46. Os sinais de comando das manobras são apresentados nas figuras 28(a), 28(b), 29(a) e 29(b).

A figura 30 apresenta a plotagem da Densidade Espectral de Energia no domínio da frequência dos sinais da figura 28(a) e 29(b), respectivamente. Observa-se que as frequências naturais de 9,07 rad/s para o período curto e 3,52 rad/s para o rolamento holandês são excitadas nos espectros de suas respectivas manobras.

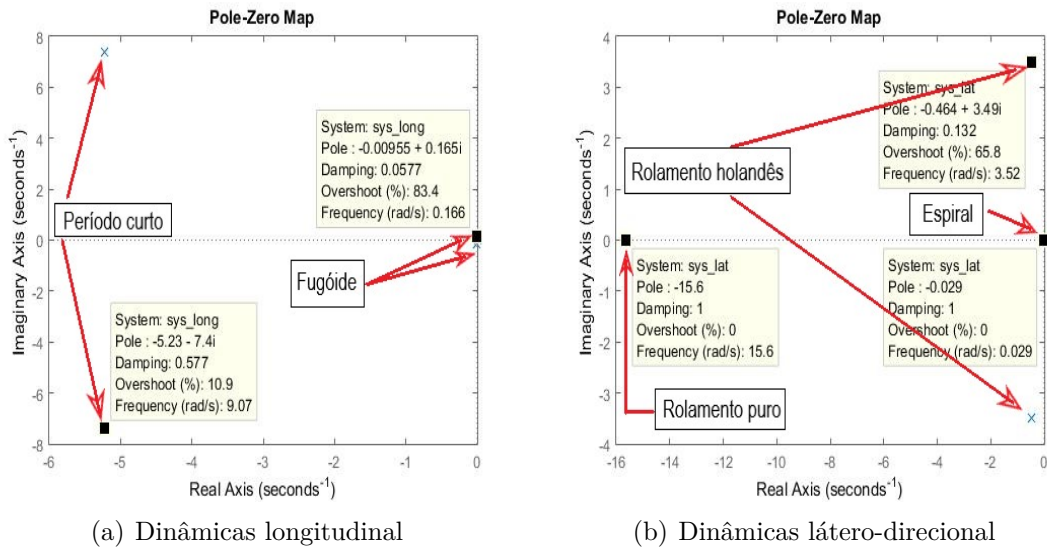


Figura 27 – Diagramas de polo-zeros

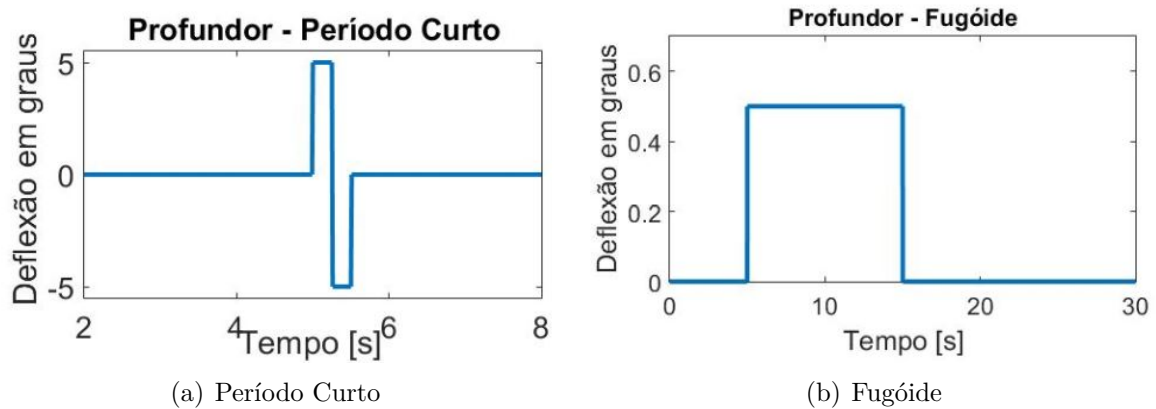


Figura 28 – Sinais de comando de excitação das dinâmicas longitudinais

5.1.3 Estimação dos parâmetros

O processo de estimação de parâmetros inicialmente obedeceu aos fluxogramas apresentados nas figuras 22 e 23. Posteriormente, realizou-se a estimação usando as manobras concatenadas, como no exemplo da figura 24.

Contudo, cada manobra não foi repetida por quatro vezes como planejado, pois neste teste não há nenhuma fonte de perturbação e todo processo foi calculado pelo computador, portanto, os resultados obtidos seriam os mesmos. Sendo assim, cada manobra foi executada apenas uma vez.

Como a modelagem da aeronave foi desacoplada em dois espaços de estados, um descrevendo o modo longitudinal e o outro o modo látero-direcional, serão executados dois processos de estimação independentes referentes a cada um destes modelos. Para o caso da estimação do espaço de estados látero-direcional serão usados os estados na mesma

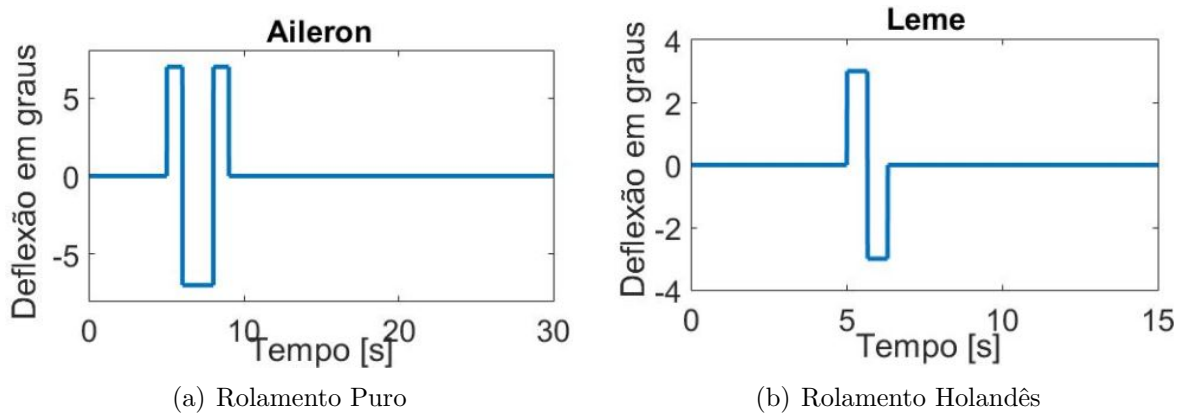


Figura 29 – Sinais de comando de excitação das dinâmicas látero-direcionais

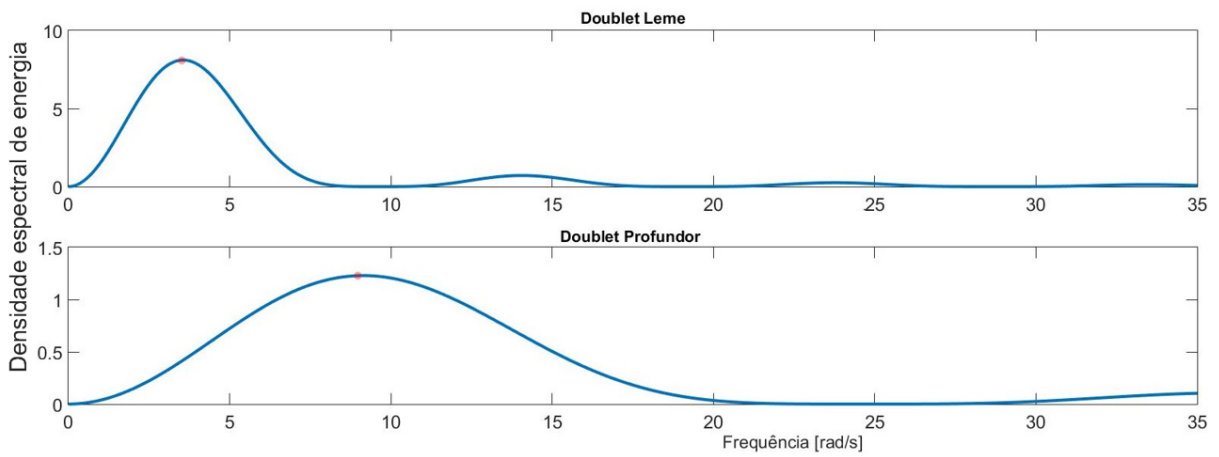


Figura 30 – Densidades espectrais de Energia das manobras 29(b) e 28(a)

ordem apresentada na equação 5.8. Para a estimação longitudinal serão usados os estados do vetor na equação 5.9.

$$X_{lat}^T = \begin{bmatrix} v & P & R & \phi \end{bmatrix} \quad (5.8)$$

$$X_{lon}^T = \begin{bmatrix} u & w & Q & \theta \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

Como o modelo cujos parâmetros serão estimados se trata de um espaço de estados resultante da linearização das equações do movimento de uma aeronave discutida no capítulo 3, adota-se um ponto de operação para a aeronave em torno do qual a modelagem linear é capaz de descrever o movimento do veículo. Desta forma os estados do veículo, por exemplo, a velocidade angular P podem ser destrinchados pela equação 5.10 donde P é o valor do estado final, P_0 é o valor do estado no ponto de operação (ou de trim) e ΔP é uma variação no estado.

$$P = P_0 + \Delta P \quad (5.10)$$

Ciente disto, os sinais de todos os estados obtidos em voo são processados de forma a subtrair todos os pontos do sinal P por seu valor inicial ou valor no ponto de operação P_0 , a fim de tornar este ponto de operação como a origem ou o zero. Desta forma obtêm-se um sinal contendo apenas os Δ 's do respectivo estado. Este sinal contendo as variações é então utilizado pelo estimador.

5.1.3.1 Estimação modelo látero-direcional - Cessna

O modelo látero-direcional foi estimado por três métodos diferentes. O método nº1 usou o algoritmo *greyest* associado a estimação iterativa da figura 22. O método nº2 usou o *greyest* e usou os dados de experimento único com manobras sequenciadas, como na figura 24. O método nº3 usou o algoritmo *n4sid* e o sinal único das manobras sequenciadas. O algoritmo *n4sid* não permite ao usuário o uso do processo de estimação iterativa, devido a natureza do algoritmo que permite ao usuário inserir apenas as entradas, respostas do sistema e a ordem do modelo de espaço de estados como *inputs* do algoritmo, sem a opção de inserir chute inicial para os parâmetros a serem estimados.

A fim de facilitar ao leitor a comparação entre as matrizes estimadas e as de referência, estas matrizes de referência serão visualizadas novamente abaixo na equação 5.11. Logo em seguida serão apresentadas nas equações 1, 2 e 3 os espaços de estados obtidos por estimação usando cada uma das formas citadas no parágrafo anterior.

$$A_{lat_{Ref}} = \begin{bmatrix} 0,385 & -1,996 & -70,000 & 9,806 \\ -0,660 & -15,539 & 2,562 & 0 \\ 0,182 & 0 & -1,450 & 0 \\ 0 & 1 & -0,028 & 0 \end{bmatrix} \quad B_{lat_{Ref}} = \begin{bmatrix} 0 & -2,669 \\ 94,381 & 6,880 \\ -3,178 & -12,916 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.11)$$

5.1.3.1.1 Estimação látero-direcional via *greyest*

Como dito anteriormente o algoritmo *greyest* permite que seja pré-definido um formato de espaço de estados contendo alguns elementos fixados e os parâmetros que deverão ser estimados. Com base em Nelson et al. (1998) e Dorobantu et al. (2013) as matrizes da equação 5.12 foram pré-definidas e inseridas como *input* neste algoritmo. Somando as duas matrizes, ao todo o algoritmo precisou estimar quatorze parâmetros. As constantes w_0 , u_0 , θ_0 e g são respectivamente a componente de velocidade na condição de trim no eixo Z_b do sistema do corpo, a componente de velocidade na condição de trim no

eixo X_b do sistema do corpo, o ângulo de arfagem na condição de trim e a aceleração da gravidade igual a $9,81 \text{ m/s}^2$.

$$A_0 = \begin{bmatrix} \text{par}(1) & \text{par}(2) + w_0 & \text{par}(3) - u_0 & g \cos(\theta_0) \\ \text{par}(4) & \text{par}(5) & \text{par}(6) & 0 \\ \text{par}(7) & \text{par}(8) & \text{par}(9) & 0 \\ 0 & 1 & \tan(\theta_0) & 0 \end{bmatrix} \quad B_0 = \begin{bmatrix} 0 & \text{par}(10) \\ \text{par}(11) & \text{par}(12) \\ \text{par}(13) & \text{par}(14) \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.12)$$

Os espaços de estados resultantes dos métodos de estimação utilizando o *greyest* são apresentados a seguir. Os valores das matrizes obtidas nas estimativas serão avaliados e analisados na seção 5.1.3.1.3 que tratará do processo de seleção do melhor modelo estimado.

- Método nº 1 - Espaço de estados estimado via algoritmo *greyest* iterado (equação 5.13).

$$A_{Grey.1} = \begin{bmatrix} 0,347 & -1,821 & -70,76 & 9,806 \\ -0,716 & -17,19 & 2,023 & 0 \\ 0,184 & -0,007 & -1,501 & 0 \\ 0 & 1 & -0,028 & 0 \end{bmatrix} \quad B_{Grey.1} = \begin{bmatrix} 0 & -2,434 \\ 104,4 & 7,249 \\ -3,202 & -12,76 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.13)$$

- Método nº 2 - Espaço de estados estimado via algoritmo *greyest* com manobras sequenciadas (equação 5.14).

$$A_{Grey.2} = \begin{bmatrix} 0,374 & -2,266 & -70,56 & 9,806 \\ -0,720 & -17,32 & 1,812 & 0 \\ 0,186 & 0,164 & -1,446 & 0 \\ 0 & 1 & -0,0285 & 0 \end{bmatrix} \quad B_{Grey.2} = \begin{bmatrix} 0 & 2,216 \\ 104,7 & 7,217 \\ -4,086 & -12,97 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.14)$$

5.1.3.1.2 Estimação látero-direcional via *n4sid*

Pelo fato do algoritmo *n4sid* não permitir a pré-definição dos espaço de estados, todos os elementos do espaço de estados são estimados. A consequência disto, é que o estimador fica livre para encontrar uma das inúmeras possíveis soluções e dependendo da solução os valores das matrizes podem não ter significado físico. No caso do espaço de estados do modo látero-direcional de um aeromodelo, as matrizes estimadas devem ter um

formato semelhante a equação 5.12. Se não têm, não é possível assumir que os elementos das matrizes estimadas são de fato as derivadas de estabilidade e controle do veículo.

A solução encontrada para contornar este problema foi utilizar as opções de configuração do algoritmo *n4sid* do MATLAB e definir que o espaço de estados estimado fosse escrito na forma canônica observável. Desta forma, a matriz C do espaço de estados assume o formato de matriz identidade prevista como o forma desejada para a identificação de aeromodelo na seção 3.1.2. Esta definição ajuda a garantir que os valores que são estimados nas matrizes de estado e controle tenham o significado físico de derivadas.

O espaço de estados látero-direcional estimado pelo algoritmo *n4sid* utilizando o sinal de manobras sequenciadas (método nº3) é apresentado a seguir na equação 5.15 e já foi escrito com a configuração de forma canônica observável.

$$A_{n4sid} = \begin{bmatrix} 0,310 & -2,204 & -72,19 & 10,07 \\ -0,668 & -15,70 & 2,494 & 0,064 \\ 0,174 & -0,008 & -1,547 & 0,086 \\ 0 & 1,002 & -0,031 & 0 \end{bmatrix} \quad B_{n4sid} = \begin{bmatrix} 0,463 & 5,753 \\ 95,97 & 5,065 \\ -3,162 & -13,9 \\ 0,065 & -0,474 \end{bmatrix} \quad (5.15)$$

5.1.3.1.3 Seleção do melhor modelo estimado

A seleção do melhor modelo estimado será feita seguindo os três seguintes critérios:

- Critério de ajuste NRMSE.
- Análise dos autovalores.
- Análise de plausibilidade.

Os três modelos estimados foram submetidos a uma excitação primeiramente do aileron e posteriormente do leme. Para cada excitação, as respostas do modelo foram comparadas aos sinais de validação. Estes sinais de validação tratam-se das respostas coletadas do modelo de simulação Cessna submetido às mesmas excitações. A qualidade do ajuste da resposta de um modelo estimado à resposta de referência é dada em porcentagem, de forma que 100% corresponde a um ajuste total e perfeito.

A figura 31 apresenta as comparações entre as respostas geradas pela excitação no aileron dos modelos estimados e do modelo de referência e a figura 32 mostra as comparações em relação a excitação no leme.

Como observa-se por ambas figuras 31 e 32 numa avaliação visual os modelos estimados responderam de forma bem semelhante ao modelo de referência. Para identificar quantitativamente qual o melhor modelo utilizou-se o critério de ajuste NRMSE.

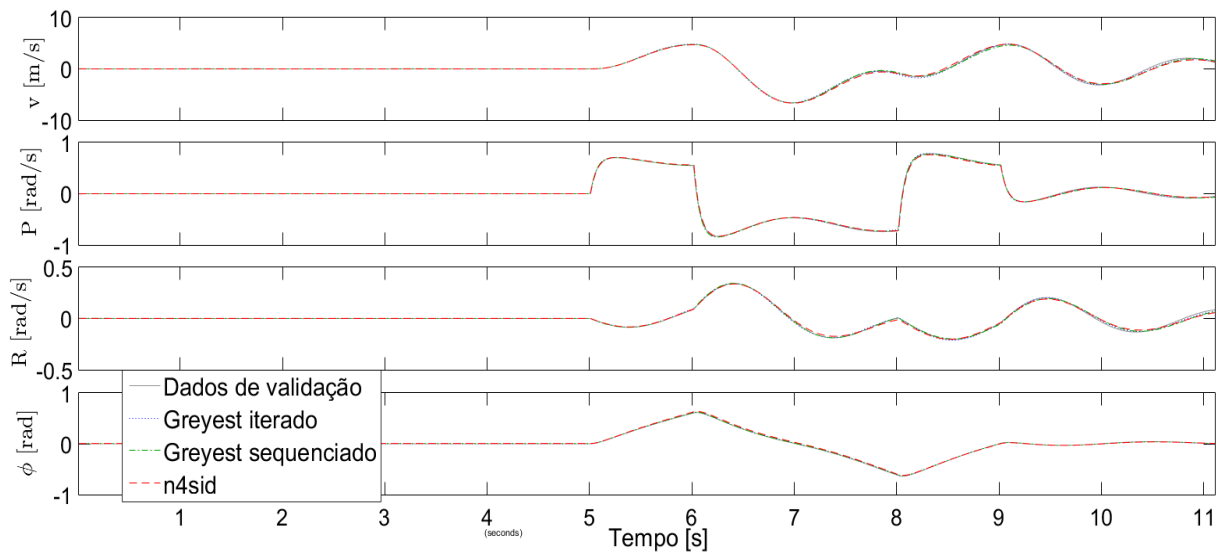


Figura 31 – Comparação das respostas dos modelos Estimados x Referência para entrada no aileron

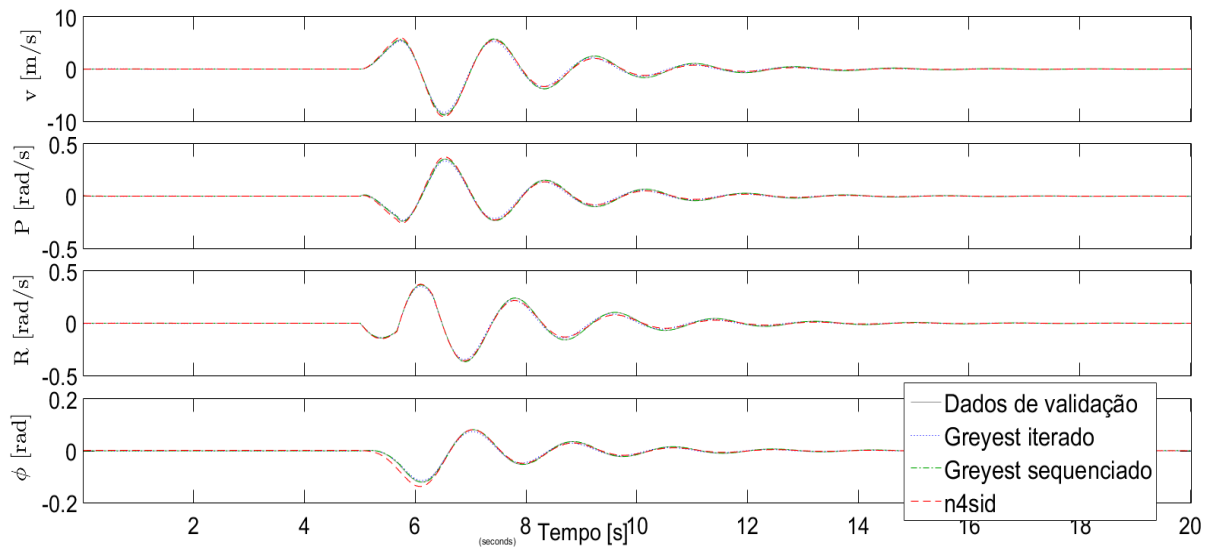


Figura 32 – Comparação das respostas dos modelos Estimados x Referência para entrada no leme

Para cada uma das oito respostas comparadas acima (quatro respostas da excitação no aileron e quatro da excitação no leme) foi calculada uma porcentagem de ajuste entre a resposta de um modelo estimado e a resposta de validação. A tabela 6 apresenta estas porcentagens de ajuste para excitação no aileron, ou seja, é referente a figura 31. Já a tabela 7 apresenta as porcentagens de *fit* referentes a figura 32 para o caso da excitação no leme. As células coloridas identificam as maiores porcentagens na comparação de um dado sinal.

Tabela 6 – % de *fit* - excitação aileron

variável \ modelo	Greyest iterado	Greyest sequenciado	n4sid
v	95,95%	94,21%	93,26%
P	97,65%	97,24%	96,41%
R	95,52%	93,31%	91,65%
ϕ	97,68%	97,13%	94,86%

Tabela 7 – % de *fit* - excitação leme

variável \ modelo	Greyest iterado	Greyest sequenciado	n4sid
v	90,18%	98,42%	91,18%
P	90,10%	95,47%	90,51%
R	90,02%	99,07%	91,38%
ϕ	90,36%	95,68%	81,79%

Ao analisar os resultados apresentados nas tabelas 6 e 7 observa-se que de modo geral as respostas de todos os modelos apresentaram ajuste maior ou igual a 90%. Contudo, nota-se que o modelo estimado *n4sid* não conseguiu ser o melhor em nenhum dos dois casos avaliados, apresentando inclusive o pior ajuste em 5 dos 8 sinais analisados. Desta forma, neste critério o algoritmo *greyest* foi melhor. Contudo, observa-se que o modelo estimado via *greyest* iterado foi melhor no caso do aileron e o *greyest* sequenciado foi melhor no caso do leme. É importante observar que este apesar de não ter tido as melhores porcentagens no caso do aileron, se aproximou bastante do *greyest* iterado.

O próximo critério a ser analisado será a comparação dos autovalores e frequências naturais dos modelos estimados com o modelo de referência. A tabela 8 apresenta esta comparação. As células da tabela em verde correspondem ao valor estimado mais próximo do valor de referência. No caso de números complexos, para avaliar qual complexo está mais próximo do valor de referência, realiza-se o cálculo da equação 5.16, donde Z_1 é um número complexo qualquer e Z_{ref} é o número complexo de referência para cálculo do erro de Z_1 . Esta equação basicamente encontra o erro percentual com base na magnitude dos números complexos.

$$\text{Erro percentual} = \frac{|Z_1 - Z_{ref}|}{|Z_{ref}|} 100 \quad (5.16)$$

Observa-se nesta comparação, que os modelos *greyest* sequenciado e *n4sid* se destacam por mais se aproximarem aos valores de referência.

O terceiro e último critério a ser utilizado na escolha do melhor modelo é a análise

de plausibilidade dos valores das matrizes estimadas e apresentadas anteriormente nas equações 5.13, 5.14 e 5.15. Até o momento de acordo com os dois critérios anteriores, o melhor modelo é *greyest* sequenciado. Esta análise de plausibilidade é feita observando qual dos modelos estimados tem matrizes com valores mais próximos e coerentes com as matrizes da equação 5.11 A e B de referência.

Tabela 8 – Comparações entre autovalores e frequências naturais

	Modelo de referência	Greyest iterado	Greyest sequenciado	n4sid
w_n - Rolamento Holandês [rad/s]	3,52	3,56	3,51	3,51
autovalor - Rolamento Holandês	-0,464 ± i3,49	-0,511 ± i3,53	-0,467 ± i3,48	-0,553 ± i3,46
autovalor - Rolamento Puro	-15,6	-17,3	-17,4	-15,8

Em todos os modelos estimados a maioria dos valores obtidos nas matrizes possuem a mesma ordem de grandeza e o mesmo sinal positivo ou negativo. Há uma seção nos elementos $B_{Greyest.2}$ (1,2) e B_{n4sid} (1,2) que são positivos ao invés de serem negativos como o equivalente na equação 5.11. Contudo, isto pode não ser um problema, tendo em vista que a conversão destas derivadas positivas para coeficientes adimensionais, resultará em coeficientes positivos. Isto seria o ideal, tendo em vista que o coeficiente relativo a esta derivativa, $Cydr$, (mostrado no apêndice A) é positivo. Pelo fato da equação 5.15 apresentar alguns valores diferentes de zero onde deveriam ser zero, este modelo estimado não será escolhido como o melhor. Dentre as matrizes do modelo *greyest* há pequenas diferenças, porém levando em consideração os outros critérios já discutidos define-se como o melhor modelo estimado o modelo *greyest* sequenciado.

5.1.3.1.4 Conversão das derivadas dimensionais látero-direcionais em coeficientes adimensionais

A conversão das derivadas dimensionais para os coeficientes adimensionais látero-direcionais, que são utilizados no cálculo das forças e momentos na modelagem não-linear de aeronaves, é feita a partir das equações de conversão da tabela 3 na seção 3.1.2.

Ao converter as derivadas do espaço de estados do *greyest* sequenciado, visto na equação 5.14 e escolhido anteriormente como o melhor modelo estimado, obteve-se os coeficientes apresentados na tabela 9.

Tabela 9 – Derivadas e coeficientes da dinâmica látero-direcional

Derivadas dimensionais	Coeficientes adimensionais	Valor adimensional de Referência	Valor adimensional estimado via <i>greyst</i> sequenciado	Erro percentual
Yv (m/s ²)	C_{Y_β}	-0,392	0,3669	193%
Yp (m/s)	C_{Y_p}	0	-0,0484	-
Yr (m/s)	C_{Y_r}	0	-0,1003	-
Lv (s ⁻²)	C_{l_β}	-0,092	-0,1223	32%
Lp (s ⁻¹)	C_{l_p}	-0,484	-0,5398	10%
Lr (s ⁻¹)	C_{l_r}	0,0798	0,0565	29%
Nv (s ⁻²)	C_{n_β}	0,0587	0,0658	12%
Np (s ⁻¹)	C_{n_p}	0	0,0106	-
Nr (s ⁻¹)	C_{n_r}	-0,0937	-0,0935	0.2%
Yda (m/s ²)	$C_{Y_{\delta a}}$	0	0	0%
Ydr (m/s ²)	$C_{Y_{\delta r}}$	0,0374	0,0311	16%
Lda (m/s ²)	$C_{l_{\delta a}}$	0,229	0,2543	11%
Ldr (s ⁻²)	$C_{l_{\delta r}}$	0,0147	0,0175	19%
Nda (s ⁻²)	$C_{n_{\delta a}}$	-0,016	-0,0206	28%
Ndr (s ⁻²)	$C_{n_{\delta r}}$	-0,0645	-0,0653	1,2%

5.1.3.2 Estimação modelo longitudinal

Os mesmos métodos executados para a estimação do modelo linear látero-direcional (utilizando os algoritmos *greyst* e *n4sid*) foram aplicadas a estimação do modelo linear longitudinal.

A fim de facilitar ao leitor a comparação entre as matrizes estimadas e as de referência, as matrizes de referência serão visualizadas novamente abaixo na equação 5.17.

$$A_{Lon} = \begin{bmatrix} -0,050 & -0,480 & 1,912 & -9,806 \\ -0,433 & -5,353 & 67,04 & 0,280 \\ -0,023 & -0,818 & -5,080 & 0 \\ 0 & 0 & 1,000 & 0 \end{bmatrix} \quad B_{Lon} = \begin{bmatrix} -0,875 & 3,160 \\ -30,67 & 0 \\ -69,80 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.17)$$

5.1.3.2.1 Estimação longitudinal via *greyst*

No caso da estimação longitudinal, o espaço de estados, com pré-definições baseadas em Nelson et al. (1998) e Dorobantu et al. (2013), que foi inserido no *greyst* pode ser visto na equação 5.18. As constantes w_0 , u_0 , $theta_0$ e g são respectivamente a componente de velocidade na condição de trim no eixo Z_b do sistema do corpo, a componente de velocidade na condição de trim no eixo X_b do sistema do corpo, o ângulo de arfagem na condição de trim e a aceleração da gravidade igual a 9,81 m/s².

$$A_0 = \begin{bmatrix} \text{par}(1) & \text{par}(2) & -w_0 & g \cos(theta_0) \\ \text{par}(3) & \text{par}(4) & \text{par}(5) + u_0 & -g \sin(theta_0) \\ \text{par}(6) & \text{par}(7) & \text{par}(8) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad B_0 = \begin{bmatrix} \text{par}(9) & \text{par}(10) \\ \text{par}(11) & \text{par}(12) \\ \text{par}(13) & \text{par}(14) \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.18)$$

Os espaços de estados resultantes dos métodos de estimação a utilizando o *greyst* são apresentados a seguir:

- Método n° 1 - Espaço de estados estimado via algoritmo *greyst* iterado (equação 5.19).

$$A_{Greyst.3} = \begin{bmatrix} -1,267 & -0,560 & 1,997 & -9,806 \\ -0,600 & -5,426 & 67,80 & 0,280 \\ 2,166 & -0,693 & -8,906 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad B_{Greyst.3} = \begin{bmatrix} -8,672 & 0 \\ -29,09 & 0 \\ -83,41 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.19)$$

- Método n° 2 - Espaço de estados estimado via algoritmo *greyst* com manobras sequenciadas (equação 5.20).

$$A_{Greyst.4} = \begin{bmatrix} -0,029 & -0,026 & 1,997 & -9,806 \\ -0,429 & -5,521 & 63,37 & 0,280 \\ -0,012 & -0,664 & -6,412 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad B_{Greyst.4} = \begin{bmatrix} 4,748 & 0 \\ -37,59 & 0 \\ -69,40 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.20)$$

5.1.3.2.2 Estimação longitudinal via $n4sid$

$$A_{n4sid_{lon}} = \begin{bmatrix} -0,050 & -0,478 & 1,532 & -9,743 \\ -0,405 & -4,911 & 62 & -0,410 \\ -0,018 & -0,690 & -5,158 & 0,014 \\ -0,000 & -0,003 & 1,058 & 0,000 \end{bmatrix} \quad B_{n4sid_{lon}} = \begin{bmatrix} -2,327 & 0 \\ -54,91 & 0 \\ -61,65 & 0 \\ -0,108 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.21)$$

5.1.3.2.3 Seleção do melhor modelo estimado longitudinal

A seleção do melhor modelo longitudinal estimado seguiu os mesmos critérios do caso látero-direcional. Para análise NRMSE *fitness* os três modelos estimados foram submetidos num primeiro momento a uma excitação de pulso no profundor e posteriormente a uma excitação de *doublet* também no profundor. Assim como foi feito no caso látero-direcional, as respostas foram comparadas com a resposta de referência. A figura 33 apresenta as comparações entre as respostas geradas pela excitação de pulso e a figura 34 mostra as comparações em relação a excitação de *doublet*.

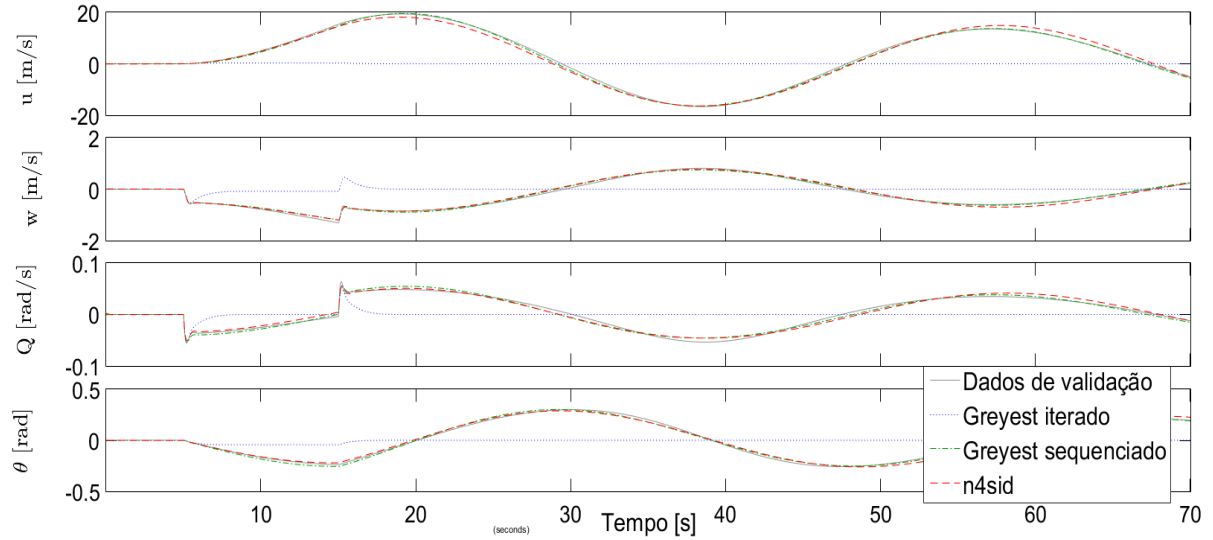


Figura 33 – Comparação das respostas dos modelos Estimados x Referência para entrada de pulso no profundor

Numa avaliação visual das figuras 33 e 34 observa-se que o modelo *greyest* iterado apresentou uma resposta adequada na excitação *doublet*, porém gerou uma resposta inadequada diante da excitação de pulso. O modelo *greyest* sequenciado se comportou de forma inversa, pois gerou uma resposta adequada na excitação de pulso e uma resposta menos adequada na excitação *doublet*. O algoritmo *n4sid* gerou um modelo que se comportou de forma razoável em ambas excitações. Para identificar foram construídas as tabelas 10

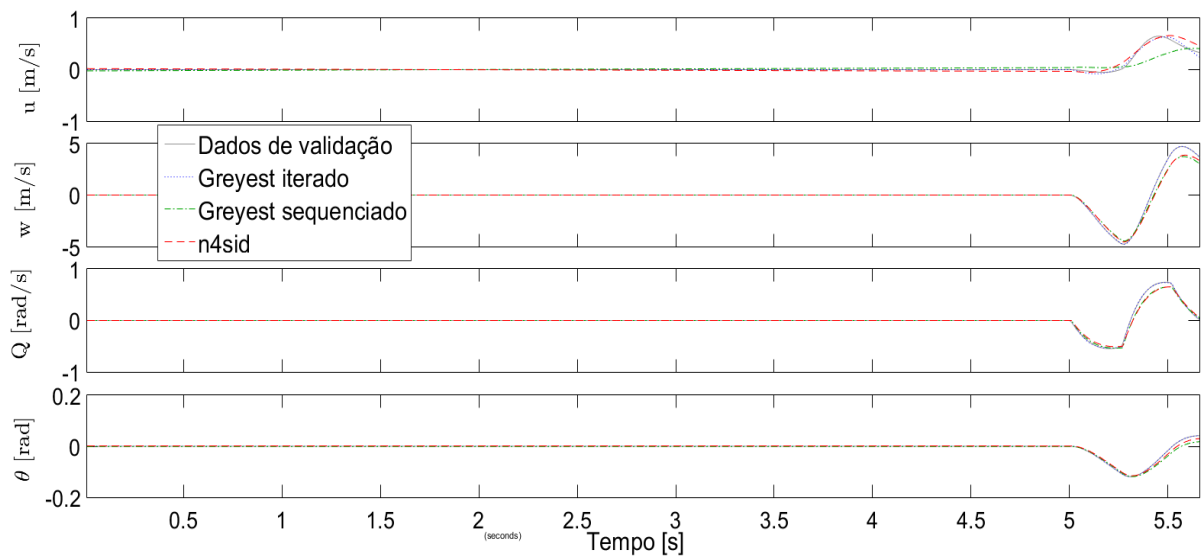


Figura 34 – Comparação das respostas dos modelos Estimados x Referência para entrada de *doublet* no profundo

e 11 comparando a porcentagens de ajuste das respostas cada modelo em cada uma dos oito sinais analisados. A tabela 10 apresenta as porcentagens de ajuste para excitação no pulso e está relacionada a figura 33. A tabela 11 apresenta as porcentagens de ajuste para excitação no *doublet* e está relacionada a figura 34. As células coloridas identificam as maiores porcentagens na comparação de um dado sinal.

Tabela 10 – % de *fit* - excitação pulso no profundo

variável \ modelo	Greyest iterado	Greyest sequenciado	n4sid
u	0%	95,86%	90,15%
w	0%	92,37%	89,16%
Q	3,55%	86,99%	84,57%
θ	2,88%	92,6%	90,05%

Tabela 11 – % de *fit* - excitação *doublet* no profundo

variável \ modelo	Greyest iterado	Greyest sequenciado	n4sid
u	90,08%	42,73%	73,34%
w	99,37%	82,24%	82,45%
Q	97,41%	85,23%	82,6%
θ	99,61%	77,86%	85,67%

Ao analisar a tabela 10 observa-se que o modelo *greyest* iterado não se comportou como o modelo de referência. Porém, na tabela 11 este modelo conseguiu gerar as melhores porcentagens de ajuste à resposta de referência. Esta discrepância de comportamento, pode ser causada por conta da natureza do processo de estimação iterado visualizado na figura 23, pois a última estimação deste processo é feita utilizando dados da excitação de *doublet*. Portanto, este modelo tende a se comportar melhor nesta excitação e pior na excitação de pulso.

O modelo *greyest* sequenciado foi o que demonstrou o melhor comportamento para a excitação de pulso. Porém no *doublet* apresentou um ajuste baixo de 42% no sinal da velocidade linear u e de 73% no sinal do ângulo θ . Este pior ajuste deve-se provavelmente ao fato do estimador ter estimado parâmetros mais apropriados a descrição da dinâmica de fugóide do que da dinâmica de período curto.

As respostas do modelo *n4sid* apresentaram um ajuste próximo a 87% na tabela 10. Já na tabela 11 este modelo foi o que apresentou o melhor ajuste de modo geral. Considerando apenas o critério de NRMSE *fit* os melhores modelos seriam o *greyest* sequenciado e o *n4sid*.

O próximo critério de comparação será a análise dos autovalores e frequências naturais. A tabela 12 apresenta esta comparação. Observa-se pela tabela que o modelo *greyest* sequenciado foi o que apresentou a frequência natural e o autovalor de fugóide mais próximos da referência. O *n4sid*, se destacou por ter tido o autovalor do período curto mais próximo do referencial, porém este valor ainda se assemelha ao *greyest* sequenciado.

Tabela 12 – Comparações entre autovalores e frequências naturais -estimação longitudinal

	Modelo de referência	Greyest iterado	Greyest sequenciado	n4sid
w_n - Período curto [rad/s]	9,07	8,76	8,81	8,26
autovalor - Período curto	-5,23 ± i7,40	-6,65 ± i5,70	-5,97 ± i6,48	-5,05 ± i6,54
autovalor - Fugóide	-0,0096 ± i0,165	-1,15 ± i0,491	-0,0094 ± i0,165	-0,0052 ± i0,162

O último critério para finalizar a escolha é a análise de plausibilidade. Dentre os três modelos, as matrizes do *greyest* iterado (equação 5.20) foram as que mais destoaram em relação as matrizes de referência 5.17. Entre o *n4sid* e *greyest* sequenciado observa-

se que ambos modelos apresentam semelhanças e discrepâncias em relação as matrizes de referência. Contudo, o *n4sid* apresenta a desvantagem de ser uma caixa-preta que estima todos os parâmetros inclusive aqueles que são previamente conhecidos. Isto é um problema, pois caso a estrutura resultante da estimação seja diferente do que se espera, pode-se dizer que os parâmetros estimados não podem ser caracterizados como derivadas de estabilidade e controle da aeronave. Apesar de cada modelo ter pontos positivos e negativos, elegeu-se o *greyest* sequenciado como o melhor modelo estimado. O próximo passo será converter os elementos do seu espaço de estados em coeficientes adimensionais.

5.1.3.2.4 Conversão das derivadas dimensionais longitudinais em coeficientes adimensionais

A conversão das derivadas dimensionais para os coeficientes adimensionais longitudinais é feita a partir das equações de conversão da tabela 2 na seção 3.1.2. Ao converter as derivadas do espaço de estados do *greyest* sequenciado, visto na equação 5.20, obteve-se os coeficientes apresentados na tabela 13.

Tabela 13 – Derivadas de dinâmica longitudinal

Derivadas dimensionais	Coeficientes adimensionais	Valor adimensional de referência	Valor adimensional estimado	Erro percentual
$X_u(s^{-1})$	C_{D_0}	0,027	0,0142	47,4%
$X_w(s^{-1})$	C_{D_α}	0,46	0,2374	48%
$Z_u(s^{-1})$	C_{L_0}	0,25	0,2108	15,7%
$Z_w(s^{-1})$	C_{L_α}	5,26	5,40	2,6%
$Z_q(m/s)$	C_{L_q}	3,9	8,279	112%
$M_u(1/ms)$	C_{m_u}	0	0	-
$M_w(1/m.s)$	C_{m_α}	-1,8	-1,1738	34,8%
$M_q(s^{-1})$	C_{m_q}	-12,4	-15,2068	22,6%
$X_{de}((m/s^2)$	$C_{D_{\delta_e}}$	0	-0,0651	-
$M_{de}(s^{-2})$	$C_{m_{\delta_e}}$	-1,8	-1,7520	2,6%
$Z_{de}((m/s^2)$	$C_{L_{\delta_e}}$	0,43	0,5269	22,5%

5.1.4 Comparação entre o modelo não-linear original com o modelo identificado

Os coeficientes látero-direcionais e longitudinais obtidos, respectivamente, nas tabelas 9 e 13 foram inseridos na modelagem não-linear do Cessna no Simulink. Desta forma formou-se o modelo não-linear resultante do processo de identificação. Para verificar se este modelo se comporta igual ao modelo de simulação do Cessna, ambos modelos fo-

ram submetidos as mesmas manobras e desta forma suas respostas foram comparadas. As figuras 35, 36, 37 e 38 trazem estas comparações. Para avaliar quantitativamente o quanto a resposta do modelo não-linear prediz de forma acurada a resposta de referência, utilizou-se o método TIC. As tabelas 14, 15, 16 e 17 apresentam os valores TIC de cada comparação de sinal. As células coloridas destacam o valor de $TIC < 0,25$ indicando uma predição acurada do sinal.

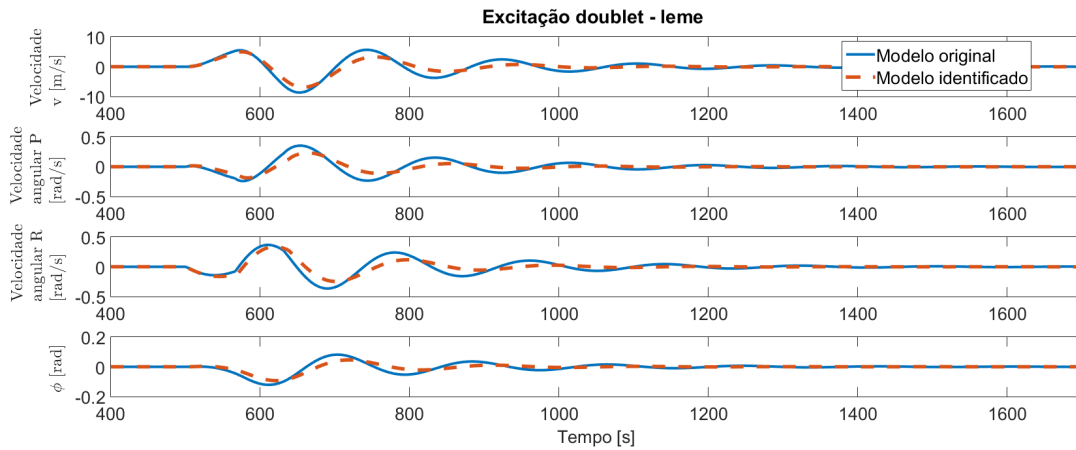


Figura 35 – Comparação das respostas entre os modelos não-lineares, original e identificado, a excitação no leme

Tabela 14 – Análise TIC das respostas de excitação do leme

	v	P	R	ϕ
TIC	0,2462	0,3481	0,2999	0,3097

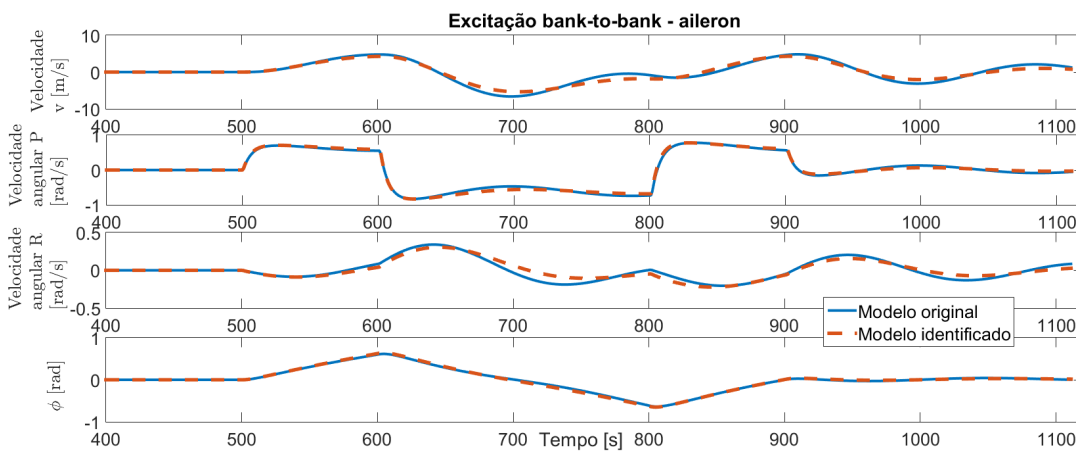


Figura 36 – Comparação das respostas entre os modelos não-lineares, original e identificado, a excitação no aileron

Tabela 15 – Análise TIC das respostas de excitação do aileron

	v	P	R	ϕ
TIC	0,1299	0,0429	0,1697	0,0318

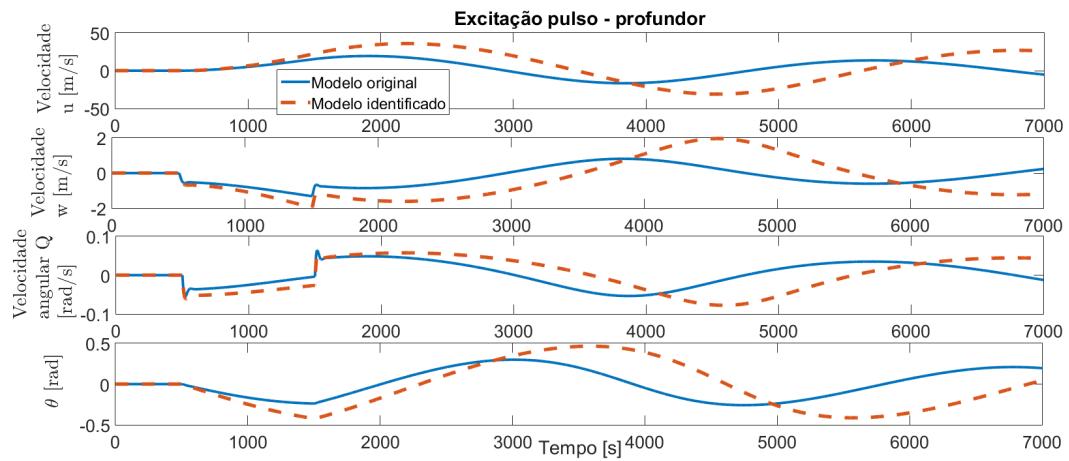


Figura 37 – Comparação das respostas entre os modelos não-lineares, original e identificado, a excitação pulso profundo

Tabela 16 – Análise TIC das respostas de excitação pulso no profundo

(Sinal)	u	w	Q	θ
TIC	0,5242	0,5121	0,4689	0,5359

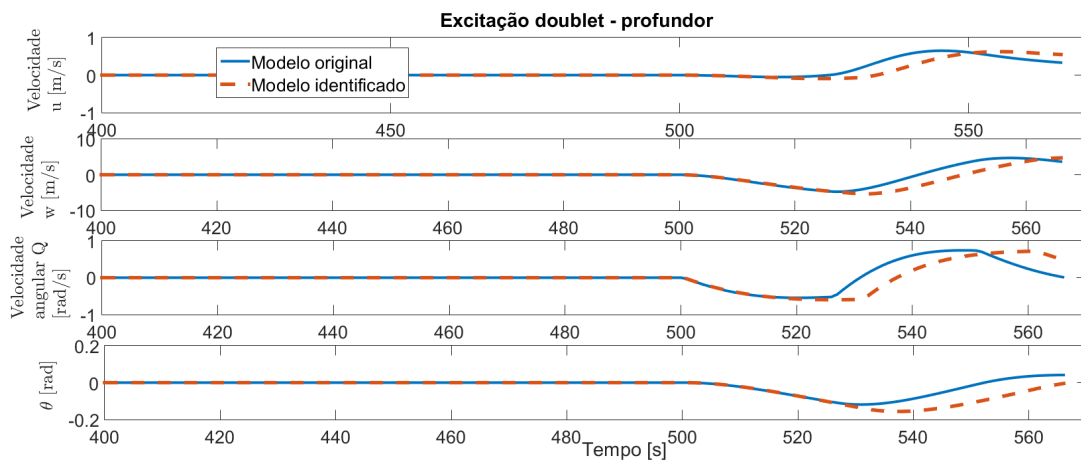


Figura 38 – Comparação das respostas entre os modelos não-lineares, original e identificado, a excitação *doublet* profundo

Tabela 17 – Análise TIC das respostas de excitação *dou-
blet* no profundor

(Sinal)	u	w	Q	θ
TIC	0,2413	0,2717	0,3153	0,3345

Ao analisar estas figuras e suas respectivas tabelas, observa-se que o desempenho do modelo identificado foi melhor na predição dos estados látero-direcionais do que nos longitudinais. Além disso a predição mais acurada se deu para as respostas de excitação no aileron. Tendo em vista o critério de qualidade da predição do método TIC, seis das dezesseis respostas analisadas apresentaram uma boa acurácia de predição, o que representa menos da metade. Ao analisar os resultados dos estados longitudinais, observa-se que a predição não foi adequada e que há uma grande divergência em relação a resposta esperada, especialmente nas respostas da manobra de pulso.

Em vista destes resultados, observa-se que para a predição das respostas de excitação no aileron o modelo funcionou bem, porém para as outras excitações não teve bom desempenho. Em busca de uma explicação para o desempenho ruim das outras predições, observou-se que no caso da estimação longitudinal, a matriz 5.20 estimada pelo método *greyest* sequenciado apresentou algumas derivadas bem diferentes da matriz de referência 5.17. Esta discrepância continuou e pode ter sido acentuada no processo de conversão destas derivadas nos coeficientes adimensionais da tabela 13. Pela coluna do erro percentual fica evidente como alguns coeficientes calculados destoam do coeficiente de referência. Na expectativa de que ao rodar o modelo não-linear o erro percentual de um coeficiente pudesse compensar o outro, executou-se o modelo identificado até obter as respostas das figuras 37 e 38. Contudo, como evidenciado pelas figuras, o modelo não teve acurácia na predição dos estados longitudinais.

Em relação ao desempenho do modelo na predição das respostas excitadas pelo leme, observou-se que algum coeficiente estimado está provocando um amortecimento e uma consequente redução da amplitude dos sinais. Ao analisar as matrizes estimadas pelo algoritmo *greyest* sequenciado e a tabela de conversão das derivadas em coeficientes 9, chama a atenção que o coeficiente Cy_β foi estimado com sinal trocado e este é um componente que influencia na composição de uma resposta a excitação no leme.

A partir destas análises acredita-se que os estimadores conseguiram estimar espaços de estados capazes de predizer o comportamento do Cessna, porém estes espaços de estados encontrados não contêm, na maioria dos casos, elementos adequados que possam ser interpretados como derivadas e possam ser convertidos nos coeficientes adimensionais de fato do veículo.

5.1.5 Revisão dos procedimentos de estimação

Esta seção trata da busca por compreender como os estimadores podem encontrar espaços de estados mais semelhantes possível às matrizes de referência (equações 5.11 e 5.17). Para isto, todos as etapas e cálculos anteriores foram refeitos. Foram testados diferentes manobras, diferentes sequências de manobras (por exemplo, executar *doublet* -> *pulso no profundor ao invés de pulso->doublet no profundor*), diferentes condições iniciais e opções de configuração dos estimadores. A conclusão alcançada por estes testes é que o design inadequado de manobras prejudica a porcentagem de ajuste e também que a qualidade dos sinais fornecidos ao estimador também prejudica a qualidade da estimação. Esta última conclusão significa que se, por exemplo, ao excitar uma aeronave, durante a coleta de dados, de forma que esta se afaste do seu ponto de trim, as suposições adotadas na linearização entorno daquele ponto não serão mais verdadeiras. Portanto, dificilmente o estimador irá encontrar uma modelagem linear que consiga descrever aquela resposta.

Esta hipótese foi evidenciada de forma mais clara ao realizar o seguinte teste: comparar as respostas dos espaços de estados de referência ((equações 5.11 e 5.17) com as respostas do modelo não-linear original do Cessna resultantes dos mesmos sinais de excitação. Assim, como foi feito anteriormente, utilizou-se o critério de *fit* para avaliar os ajustes das respostas dos modelos lineares estimados às respostas do modelo não-linear do Cessna. As figuras 39, 40, 41 e 42 ilustram essas comparações e as tabelas 18 e 19 trazem as porcentagens de ajuste de cada sinal desta comparação.

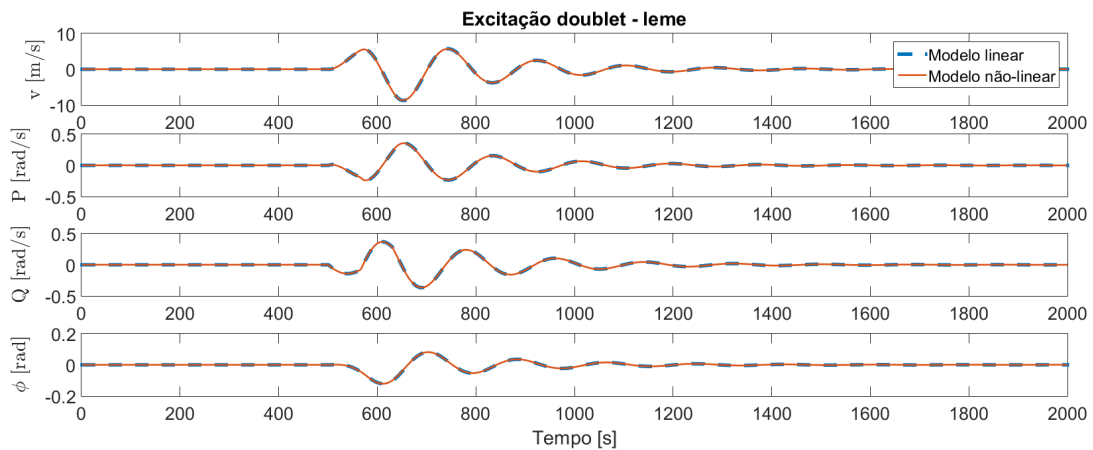


Figura 39 – Comparação das respostas entre os modelos linear e não-linear originais do Cessna resultantes da excitação *doublet* no leme

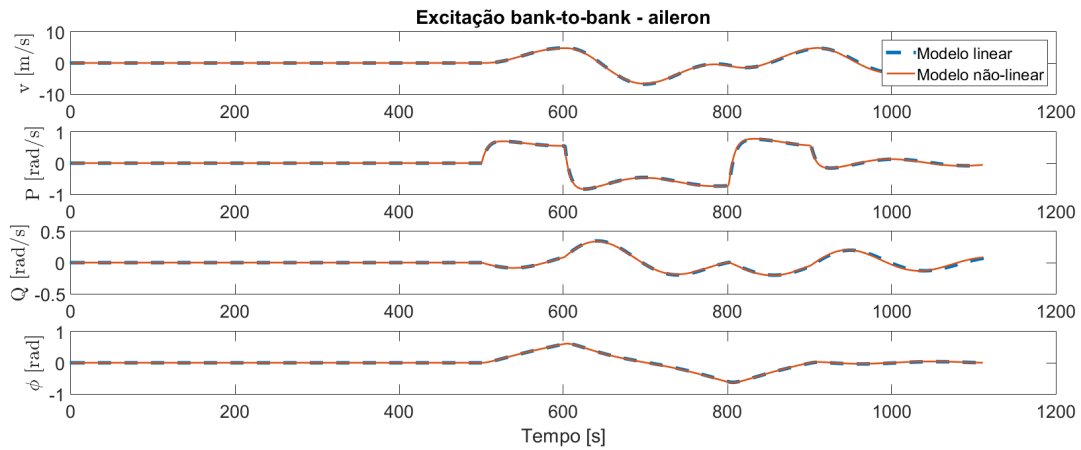


Figura 40 – Comparação das respostas entre os modelos linear e não-linear originais do Cessna resultantes da excitação *bank-to-bank* no aileron

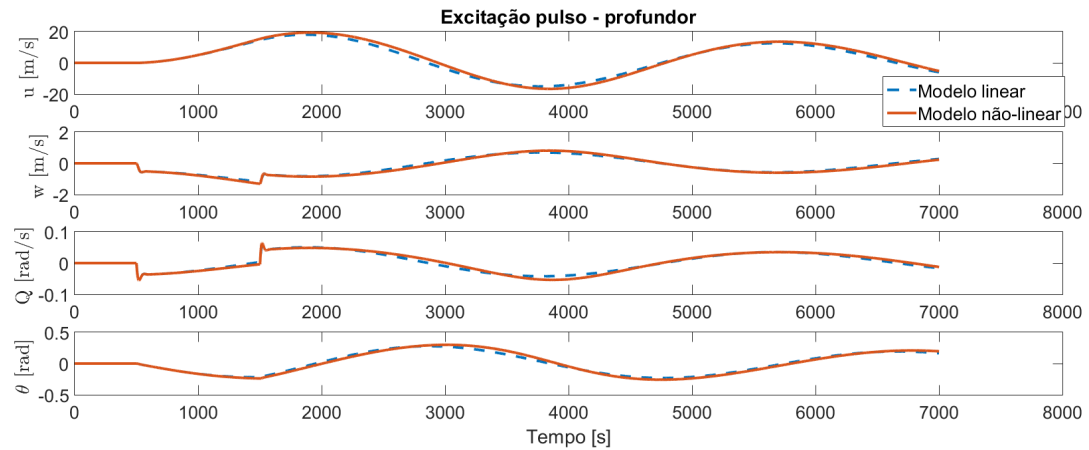


Figura 41 – Comparação das respostas entre os modelos linear e não-linear originais do Cessna resultantes da excitação pulso no profundo

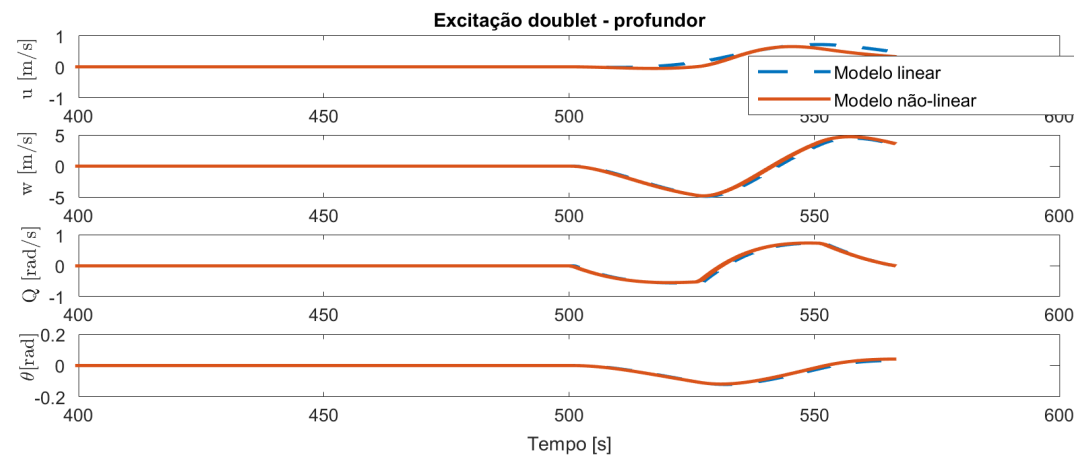


Figura 42 – Comparação das respostas entre os modelos linear e não-linear originais do Cessna resultantes da excitação *doublet* no profundo

Tabela 18 – % de *fit* látero-direcional - modelo linear em relação ao modelo não-linear

Estado \ Excitação	Leme	Aileron
v	98,48%	93,01%
P	98,38%	96,57%
R	98,35%	91,85%
ϕ	98,29%	96,26%

Tabela 19 – % de *fit* longitudinal- modelo linear em relação ao modelo não-linear

Estado \ Excitação	Pulso	<i>Doublet</i>
u	91,21%	73,37%
w	89,2%	91,75%
Q	85,28%	92,08%
θ	91,38%	89,2%

A partir destas comparações observou-se que nem mesmo o próprio modelo linear da aeronave, obtido diretamente a partir do modelo não-linear no Simulink do Cessna por meio da função *linearize* do MATLAB (como já falado no início do capítulo), teve porcentagens de ajuste igual a 100%. Este dado inclusive mostra que os estimadores tiveram êxito em estimar bons modelos lineares, capazes de apresentar ajustes de curva tão bons quanto os das tabelas 18 e 19. Porém, além do modelo estimado ter uma boa capacidade de predição de respostas, no caso deste trabalho, deseja-se que este estime um espaço de estados capaz de fornecer as derivadas mais adequadas para se obter os coeficientes adimensionais mais corretos para a construção de um modelo não-linear de simulação.

A fim de tentar obter uma melhor estimativa das derivadas, realizou-se o teste de fornecer um conjunto de dados aos estimadores diferente do que foi usado até agora. Neste caso, este novo conjunto se tratou das respostas do modelo linearizado do Cessna, que também foram utilizadas na comparação anterior e são visualizadas nas figuras 39, 40, 41 e 42.

A partir deste novo conjunto de dados, os estimadores foram executados tanto para estimativa látero-direcional quanto para a longitudinal. O resultado encontrado foi que para ambos os modos, os estimadores *n4sid*, *greyest* concatenado e *greyest* iterado realizaram uma estimativa perfeita, pois conseguiram estimar exatamente os mesmos espaços de estados da referência (equações 5.11 e 5.17). Consequentemente atingiram 100% de ajuste no critério de *fit* em todos os estados. A única diferença entre este novo conjunto

de dados e o outro utilizado até então, foram as fontes geradoras das respostas. O primeiro foi oriundo de um modelo não-linear (mais completo e com maior potencial de descrever a dinâmica de um aeromodelo real) e o segundo oriundo de um modelo linear (capaz de descrever a dinâmica de um aeromodelo real apenas na região próxima ao ponto de trim).

A fim de investigar o quanto o conjunto de dados fornecidos ao estimador auxilia ou atrapalha na estimação de um espaço de estados com matrizes mais próximas ao desejado, executou-se um novo teste. Neste teste, os estimadores continuaram recebendo o conjunto de dados do teste anterior (respostas oriundas do modelo linear). Porém, adicionou-se um ruído branco gaussiano a cada sinal de estado deste conjunto de dados. O ruído branco foi implementado no MATLAB na forma expressa pela equação 5.22 com variância igual a 1. A figura 43 apresenta os sinais com ruídos adicionados.

$$sinal_{ruidoso} = sinal + variância(randn(size(sinal))) \quad (5.22)$$

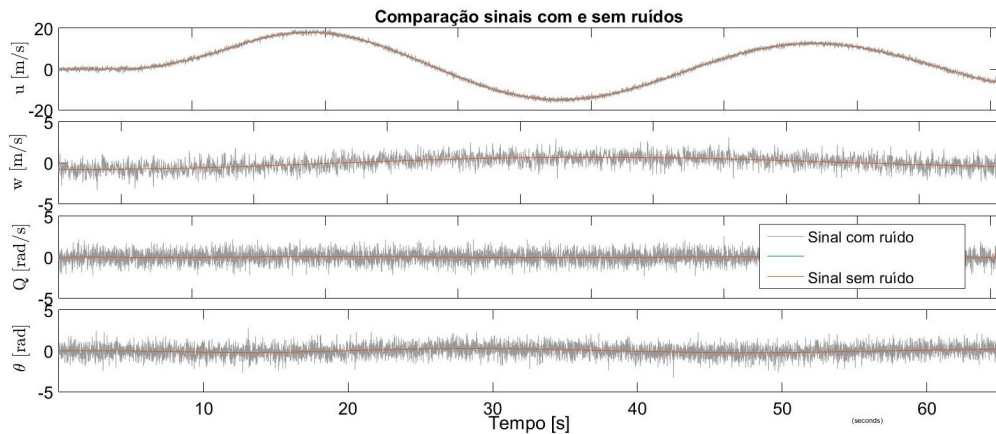


Figura 43 – Comparação entre sinal original sem ruído e sinal com ruído branco adicionado

Os sinais ruidosos foram fornecidos aos algoritmos de estimação. O resultado foi que todos os estimadores estimaram espaços de estados com matrizes bem diferentes das matrizes de referência. Estas matrizes podem ser visualizadas no Apêndice C. Porém, a fim de verificar se, apesar das matrizes diferentes, estes modelos mantiveram a boa capacidade de predição das respostas, aplicou-se o método o *fit* de validação.

Tabela 20 – % de *fit* - excitação leme

variável \ modelo	Greyest iterado	Greyest sequenciado	n4sid
v	0%	97,76%	19%
P	0%	89,24%	8,468%
R	0%	86,37%	0%
ϕ	0%	89,21%	0%

Tabela 21 – % de *fit* - excitação aileron

variável \ modelo	Greyest iterado	Greyest sequenciado	n4sid
v	29,12%	98,68%	35,83%
P	0%	91,17%	68,05%
R	0%	84,88%	0%
ϕ	0%	91,04%	7,88%

Tabela 22 – % de *fit* - excitação *doublet* profundor

variável \ modelo	Greyest iterado	Greyest sequenciado	n4sid
u	0%	86,75%	0%
w	10,19%	94,43%	64,28%
Q	0%	84,15%	30,5%
θ	0%	87,05%	0%

Tabela 23 – % de *fit* - excitação pulso profundor

variável \ modelo	Greyest iterado	Greyest sequenciado	n4sid
u	79,99%	99,93%	0%
w	78,74%	96,59%	13,51%
Q	37,38%	98,48%	0%
θ	76,56%	99,53%	0%

Os resultados demonstram que os métodos de estimação *n4sid* e *greyest* iterado se mostraram mais sensíveis a alteração provocada na qualidade do sinal e estimaram modelos com baixa capacidade de predição de respostas. Enquanto que o *greyest* sequenciado conseguiu manter as porcentagens de ajuste altas mesmo com os sinais ruidosos. Além disso, todos os estimadores geraram espaços de estados que destoaram do referencial. O *greyest* sequenciado conseguiu gerar um espaço de estados com boa capacidade preditiva das respostas, porém também apresenta derivadas que destoam bastante das matrizes de referência. Tanto para o caso látero-direcional quanto no longitudinal.

Por fim realizou-se uma análise a fim de verificar a importância de fornecer ao estimador um sinal contendo alguns segundos de tempo com o avião trimado antes de se executar a manobra. Em todas as figuras anteriores que contém respostas do avião, percebe-se durante 5 segundos um valor constante daquele estado antes de se excitar a superfície de controle. Contudo, estabelecer esta mesma condição em um voo real pode ser difícil caso o aeromodelo esteja sendo pilotado manualmente e caso haja a presença de ventos. Desta forma, realizou-se um teste a fim de verificar a capacidade dos estimadores de continuarem fazendo boas estimações sem a existência deste início estabilizado de sinal.

A verificação foi feita apenas nos métodos *n4sid* e no *greyest* sequenciado, pois foram os que realizaram estimações mais consistentes até o momento.

Para isso foram fornecidos sinais como os da figura 44 para os estimadores. Esta figura apenas representa o que foi feito com todos os sinais longitudinais e látero-direcionais.

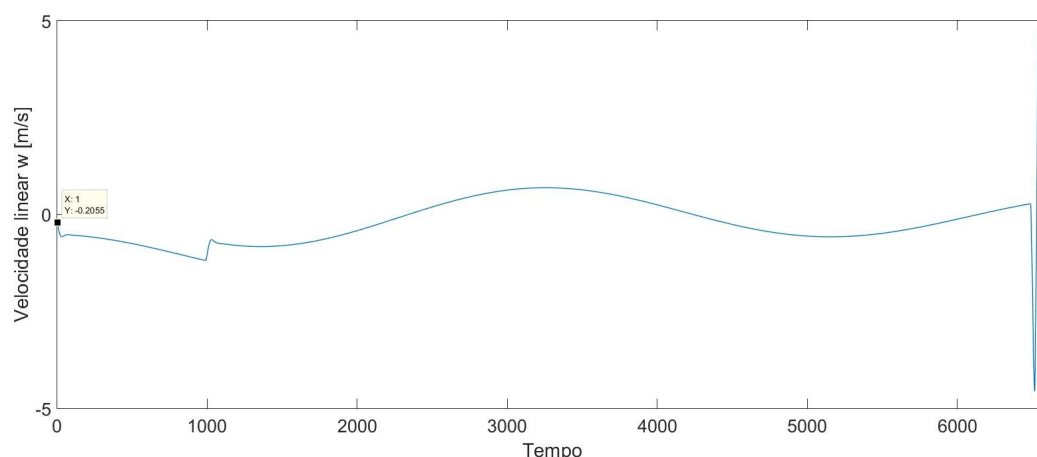


Figura 44 – Exemplo de sinal fornecido aos estimadores sem instantes de tempo prévio e estabilizado no ponto de operação

O resultado deste teste foi que o algoritmo *n4sid* conseguiu manter o êxito de estimar um espaço de estados exatamente igual ao que se esperava. Já o *greyest* gerou um espaço de estados com derivadas próximas ao que se espera e com o valor *fit* de ajuste às respostas em torno de 92%. Portanto, para o *greyest* a presença deste início estabilizado contribui para uma melhor estimativa.

A conclusão que se retira destas análises é de que o algoritmo *greyest* sequenciado parece ser o que estima os modelos lineares com melhor capacidade preditiva e com os valores das matrizes do espaço de estados mais próximos ao que se espera. O algoritmo *greyest* iterado nos sinais analisados não demonstrou bom desempenho de estimativa e o algoritmo *n4sid* se mostrou bastante sensível a presença de ruídos no sinal. Além disso, com as análises notou-se que quanto menos não-linearidades existirem no sinal fornecido aos algoritmos, maiores são as chances de os valores das matrizes do espaço de estados corresponderem as derivadas dimensionais do aeromodelo.

6 Resultados e discussões de identificação experimental do aeromodelo VR-01

Após alguns processos da metodologia do capítulo 4 serem testados no capítulo 5 e as capacidades e limitações dos algoritmos de estimação terem sido evidenciadas, iniciou-se, de fato, o processo de identificação do aeromodelo VR-01. Desta forma este capítulo trata de descrever os detalhes e o passo-a-passo da identificação do VR-01.

6.1 Definição da estrutura do modelo para estimação

Em consonância com o que foi discutido nos capítulos anteriores, definiu-se que o aeromodelo será modelado em dois espaços de estados desacoplados (um descrevendo o modo longitudinal e outro o modo látero-direcional) para ter os seus parâmetros estimados.

O modo longitudinal é modelado pelo espaço de estado da equação 6.1, de forma que ao invés de se utilizar velocidades do corpo u e w como no capítulo anterior, utiliza-se, respectivamente, V_T e α pelo fato de serem os estados que os sensores do VR-01 são capazes de mensurar. O modo látero-direcional é modelado pelo espaço de estado da equação 6.2 e pelo mesmo motivo do caso longitudinal, substitui-se a velocidade v pelo ângulo β .

Como já explicado anteriormente os elementos que compõem as matrizes são as derivadas dimensionais de estabilidade e controle. Estas derivadas são os parâmetros que pretende-se estimar. Uma vez estimadas estas serão convertidas em coeficientes adimensionais que serão inseridas ao final num modelo de simulação não-linear do aeromodelo.

$$\begin{bmatrix} \dot{V}_T \\ \dot{\alpha} \\ \dot{q} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{V_T} & X_\alpha & 0 & -g_0 \cos \theta_0 \\ Z_{V_T} & Z_\alpha & Z_q + V_{T0} & -g_0 \sin \theta_0 \\ M_{V_T} & M_\alpha & M_q & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_T \\ \alpha \\ q \\ \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_{\delta_e} & X_{\delta_T} \\ Z_{\delta_e} & Z_{\delta_T} \\ M_{\delta_e} & M_{\delta_T} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_e \\ \delta_T \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\beta} \\ \dot{p} \\ \dot{r} \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_\beta & Y_p & Y_r - u_0 & g_0 \cos \theta_0 \\ L_\beta & L_p & L_r & 0 \\ N_\beta & N_p & N_r & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta \\ p \\ r \\ \phi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Y_{\delta_a} & Y_{\delta_r} \\ L_{\delta_a} & L_{\delta_r} \\ N_{\delta_a} & N_{\delta_r} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_a \\ \delta_r \end{bmatrix} \quad (6.2)$$

6.2 Estimação preliminar dos parâmetros do VR-01

A estimação preliminar dos parâmetros de estabilidade e controle do VR-01 será efetuada utilizando o software XFLR5. A escolha entre o XFLR5 e o Tornado se deu segundo o critério de facilidade na operação do software, além de existirem diferentes trabalhos que obtiveram sucesso no uso deste software, como já citado na seção 4.2.2,

Para realizar esta estimação no XFLR5, é necessário que sejam modeladas as superfícies aerodinâmicas da asa, leme e estabilizador horizontal, além da distribuição aproximada de massa do veículo. Segundo, o próprio manual do software recomenda-se não modelar o corpo do veículo, pois este quase não contribui para as forças e momentos aerodinâmicos e ainda pode causar singularidades e erros nos cálculos (DEPERROIS, 2009).

6.2.1 Parâmetros geométricos do VR-01

- Envergadura da asa (b) e comprimento de corda (c)

A envergadura da asa é igual a 1980 milímetros (mm). Esta medida é informada no manual do fabricante da estrutura do aeromodelo e foi conferida experimentalmente com fita métrica.

A comprimento da corda na raiz da asa, ou seja, na região de fixação da asa com a fuselagem, precisou ser medido com uma trena e teve o valor de 24 centímetros (cm). Já o comprimento da corda na ponta da asa foi de 18 cm.

- Perfil aerodinâmico do aerofólio

A obtenção do perfil do aerofólio da asa do VR-01 é um passo importante pelo fato de que os softwares XFLR5 ou Tornado precisam desta informação para estimarem de forma preliminar os parâmetros de estabilidade e controle do veículo. No manual do fabricante do aeromodelo não consta o perfil do aerofólio utilizado na asa. Portanto, foi necessário descobrir experimentalmente.

Na primeira tentativa foi retirada uma fotografia com a câmera posicionada de forma perpendicular ao perfil como pode ser visto na figura 45. Contudo, posteriormente percebeu-se que a ponta de asa capturada pela foto apresentava uma curvatura que não condiz com perfil do aerofólio presente no restante da asa.



Figura 45 – Fotografia de perfil da ponta de asa

A segunda opção encontrada foi a de medir as principais características do aerofólio. A geometria de um aerofólio pode ser caracterizada pelas seguintes dimensões:

- ◆ corda - linha reta que conecta o bordo de ataque ao bordo de fuga do aerofólio;
- ◆ *mean camber line* - linha de curvatura média, em português. É a linha formada pelos pontos que equidistam da superfícies superior e inferior do aerofólio.
- ◆ máximo *camber* - *camber*, ou flecha em português, é uma distância entre a corda e a linha de curvatura média. A máxima flecha é a maior distância ao longo do aerofólio entre a corda e a linha de curvatura média.
- ◆ máxima espessura - é maior distância entre a superfície superior e a superfície inferior do aerofólio.

Estas dimensões são importantes por serem a base do design e classificação dos aerofólios. Para coletar estas informações do VR-01 a solução encontrada foi fotografar a raiz da asa esquerda do veículo. Depois esta figura foi aberta em um software de edição de imagens e foram desenhadas as linhas da corda, algumas espessuras, a linha do intradorso e a máxima espessura, como está ilustrado na figura 46. Com o uso de uma régua, tomou-se a medida de cada uma dessas linhas.

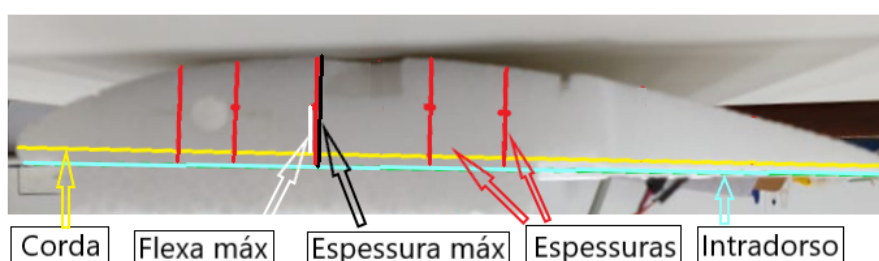


Figura 46 – Identificação das dimensões do aerofólio do VR-01

Como a asa do VR-01 é um produto comercial, levantou-se a hipótese de que o perfil utilizado fosse algum existente no catálogo de aerofólios criado pela National Ad-

visory Committee for Aeronautics (NACA). A NACA é a predecessora da atual National Aeronautics and Space Administration (NASA). A classificação NACA de aerofólios é feita com base em suas dimensões relativas. Portanto, por exemplo, na classificação de aerofólios quatro dígitos MPXX NACA tem-se que:

$$M = \frac{flecha_{máx}}{corda} 100 \quad P = \frac{\text{Posição flecha}_{máx}}{corda} 100 \quad XX = \frac{Espessura_{máx}}{corda} 100 \quad (6.3)$$

No caso do aerofólio do VR-01, as medidas tomadas a partir da figura 46 foram utilizadas para calcular essas dimensões relativas. Para este perfil obteve-se os seguintes valores:

- ♦ $M = 5,58\%$
- ♦ $P = 34,35\%$
- ♦ $XX = 12,57\%$

Para identificar se existe algum aerofólio no catálogo NACA correspondente, estas dimensões foram inseridas na ferramenta de busca de aerofólios do site [Tools \(2019\)](#). O resultado da busca retornou que o modelo 5312 da NACA mais se aproxima destas dimensões. A figura 47 apresenta em vermelho o formato que [Tools \(2019\)](#) retornou para o NACA 5312 e logo abaixo uma foto do perfil real. Portanto, adotou-se para efeito das estimações preliminares no XFLR5 que o perfil da asa era o NACA 5312. Os perfis das estruturas do leme e do profundor precisam ser simétricos, ou seja, com a dimensão da flecha igual a zero ao longo de toda corda. Desta forma adotou-se o perfil NACA 0013 por ser o modelo que mais se assemelha ao perfil do leme e do profundor do VR-01. O software XFLR5 possui uma biblioteca interna de perfis NACA, desta forma bastou selecionar os perfis pretendidos para modelar as superfícies aerodinâmicas do VR-01.



Figura 47 – Comparação NACA 5312 e aerofólio do VR-01

- Área de referência da asa (S) e corda aerodinâmica média (MAC)

O cálculo da área S e da corda MAC foi efetuado automaticamente pelo software XFLR5, pois uma vez que o perfil geométrico do aerofólio foi identificado e as dimensões de envergadura e corda da asa foram mensuradas, tornou-se possível modelar a asa neste software, como mostra a figura 48. Os valores calculados de S e MAC foram:

♦ $S = 0,441 \text{ m}^2$

♦ $MAC = 0,225 \text{ m}$

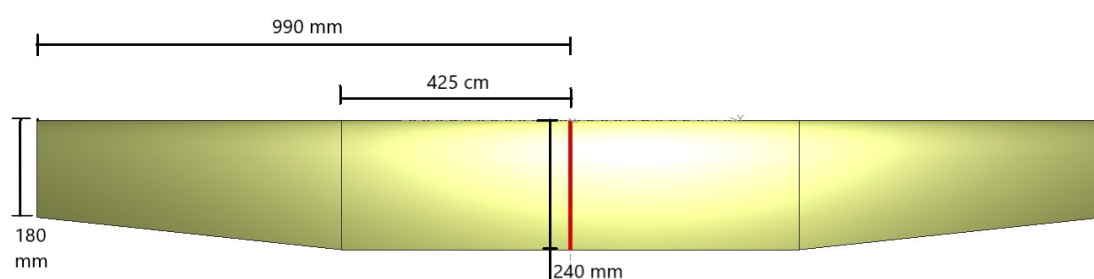


Figura 48 – Dimensões da asa do VR-01 modelada no XFLR5

6.2.2 Parâmetros de inércia do VR-01

A obtenção dos parâmetros de inércia do VR-01 como a massa total, posição do CG e momentos de inércia são importantes não só para esta etapa de estimativa preliminar, mas serão fundamentais na etapa futura de conversão das derivadas dimensionais em coeficientes adimensionais. Além disso, estes dados são fundamentais também para o simulador não-linear do VR-01 que se pretende criar ao final.

6.2.2.1 Medição da massa

O primeiro dado a ser obtido foi a massa total do veículo que foi igual a 2,44 quilogramas. O aeromodelo com todos os componentes embarcados foi apoiado sobre duas balanças assim como ilustrado na figura 49. A massa final é o resultado da soma das duas balanças.

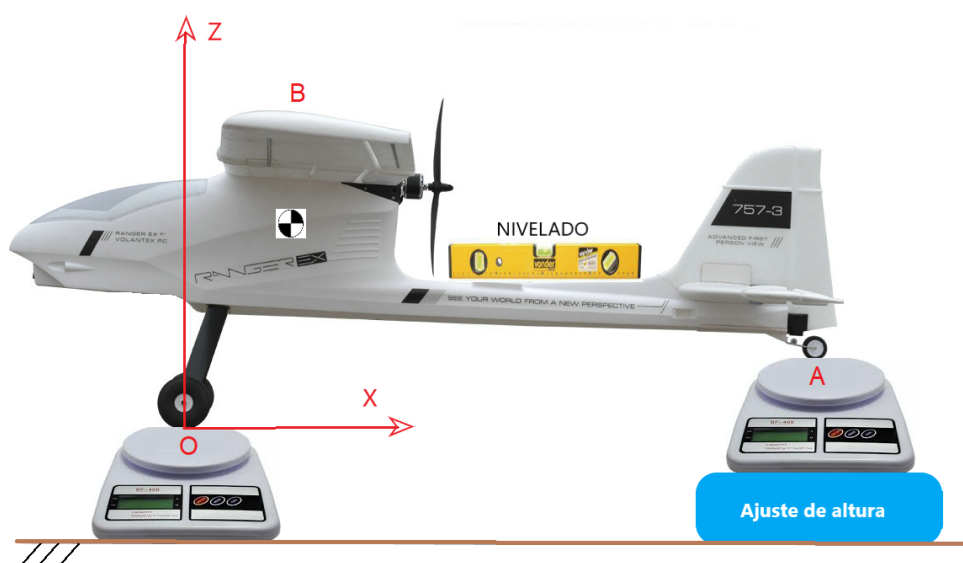


Figura 49 – Esquemático da pesagem do aeromodelo

Contudo para que o XFLR5 consiga modelar de forma adequada as propriedades de inércia do aeromodelo é preciso inserir a massa dos componentes e a sua posição em relação a origem do sistema de coordenadas ilustrado na figura 49. Portanto, tomou-se os dados de massa e posição do máximo de componentes possíveis para poder inseri-los no software. A medição da posição dos componentes foi tomada com trena e fios de prumo e os valores se encontram na tabela 24. A figura 50 apresenta os pontos com o nome dos componentes e as respectivas massas distribuídas ao longo do veículo. A massa da carenagem ou, corpo do aeromodelo, (cerca de 900 gramas) foi distribuída em três pontos ao longo do eixo X buscando ser fiel a sua geometria, ao invés de ficar concentrado em apenas um ponto. Esta distribuição mais fiel é importante pois afeta o cálculo dos momentos de inércia. Outro detalhe é que todos os componentes foram posicionados na coordenada $Y=0$.

Tabela 24 – Distribuição das massas na modelagem do VR-01 no XFLR5

Massa (kg)	X (m)	Y (m)	Z (m)	Descrição
0,135	0,300	0	0,187	Motor
0,409	-0,120	0	0,047	Bateria
0,040	0	0	0,042	Pixhawk
0,046	-0,120	0	0,005	Antena telemetria
0,080	0	0	-0,060	Trem de pouso

0,250	-0,060	0	0,040	Pto1
0,400	0,185	0,000	0,050	Pto2
0,250	0,500	0,000	0,030	Pto3
0,528	0,143	0	0,194	Asa
0,057	0,759	0	0,053	Estabilizador horizontal
0,045	0,769	0	0,096	Leme
Total = 2,24 kg				

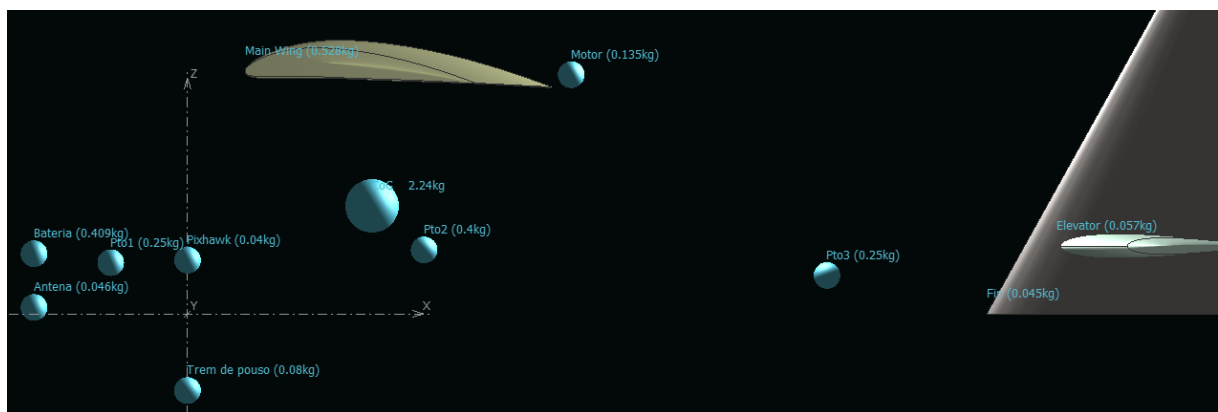


Figura 50 – Modelagem da distribuição de massas no XFLR5

6.2.2.2 Encontrando o CG do aeromodelo

Conhecer a posição do CG é importante para garantir que o aeromodelo tenha estabilidade estática durante o voo, mas também é importante para o procedimento de obtenção dos momentos de inércia da aeronave que se dará na próxima seção.

A posição do CG foi tomada de três formas diferentes. A primeira mais prática e muito utilizada por aeromodelistas é vista na figura 51. Neste caso o CG é encontrado quando ao colocar um dedo em cada asa consegue-se erguer e manter o aeromodelo estabilizado com apenas estes dedos. A posição onde o dedo se encontra é a posição do CG ao longo do eixo X. Neste caso a posição X_{CG} foi igual a 13,5cm.



Figura 51 – Modelagem da distribuição de massas no XFLR5

A segunda tomada de posição do CG se deu utilizando as balanças e o esquemático da figura 49. Neste método, basicamente a posição do CG é encontrado realizando-se um balanço de momentos em torno da origem de um sistema de referência adotado. Este é o procedimento utilizado por pilotos para encontrar o CG do avião antes da decolagem (Aero Magazine, 2014). O cálculo realizado neste método foi feito com base no sistema de coordenadas da figura 49 e utilizou os pontos A (ponto de pesagem traseiro), B (posição do CG da asa), C (posição do CG da bateria) e O (origem e ponto de pesagem dianteiro). O cálculo pode ser visto na equação 6.4.

$$X_{CG} = \frac{(\text{massa bateria} * X_{bat}) + (\text{massa asa} * X_{asa}) + (\text{massa pto A} * X_A)}{\text{massa pto O} + \text{massa pto A}} \quad (6.4)$$

Ao realizar manualmente a conta utilizando os dados da tabela 24, o resultado desse foi $X_{CG} = 15,2\text{cm}$. O software XFLR5 realiza o mesmo cálculo, contudo, devido a distribuição de massas realizadas na figura 50 ele considerou no cálculo todos os componentes inseridos e, portanto, obteve um valor pouco mais acurado de 14,4 cm.

O último método experimental de medição do CG é mostrado na figura 52. Este é considerado um método acurado para encontrar o CG e é descrito em Soule e Miller (1934). O aeromodelo deve ser pendurado por dois fios que se encontram num ponto comum de amarração. Deste ponto parte um utensílio que irá apontar para a posição do CG ao longo do eixo X da aeronave. Contudo, para este método funcionar é preciso que a aeronave seja pendurada de forma que esteja nivelada, o que pôde ser verificado utilizando um instrumento de nível. Utilizando este método obteve-se o valor de $X_{CG} = 14\text{cm}$. Como os momentos de inércia serão obtidos experimentalmente na próxima seção utilizando a mesma bancada de teste da foto 52, este valor de 14 cm será adotado como posição do

CG em X. A sua posição ao longo do eixo Y é a igual zero, pois considera-se que há uma simetria em relação ao plano xz na distribuição de massa dos componentes. A sua posição no eixo Z foi medida utilizando o mesmo método da figura 51 devido a sua praticidade. No eixo Z a posição do CG foi de 25 cm. A tabela 25 sumariza os resultados dos diferentes métodos de cálculo do CG.

Tabela 25 – Resultados para o CG utilizando diferentes métodos

	Método com as mãos	Método com balança	Via XFLR5	Método \Soule e Miller (1934)
CG (cm)	13,5	15,2	14,4	14



Figura 52 – Busca experimental do CG

6.2.2.3 Encontrando os momentos de inércia do aeromodelo

Uma vez que todos os dados disponíveis de geometria e massa do aeromodelo foram inseridos no XFLR5, o software automaticamente calculou os momentos de inércia em torno dos eixos X,Y e Z do sistema de corpo centrado CG. Contudo, as várias medições usando trena e fita métrica para obter o posicionamento das massas dos componentes ao longo do aeromodelo, bem como a distribuição imprecisa da massa da carenagem discutida anteriormente são indicadores de que há viés nos momentos obtidos pelo XFLR5. Portanto, optou-se por montar uma bancada de medição experimental dos momentos de inércia proposta por Soule e Miller (1934) a fim de buscar obter uma valor mais correto e depois comparar com o valor obtido no XFLR5.

Uma terceira possibilidade de obtenção da matriz de inércia seria por meio da construção de um CAD do VR-01. Porém, essa opção foi descartada tendo em vista a geometria pouco usual da carenagem do veículo, e a dificuldade de remover alguns componentes embarcados que estavam fixados no veículo. Além disto, este processo de design demandaria um tempo que não era interessante para o projeto. Desta forma, optou-se por executar a metodologia bem conhecida de Soule e Miller (1934).

No experimento de Soule e Miller (1934) o aeromodelo é tratado como um pêndulo e a partir do período de oscilações, do seu peso e da disposição das cordas que o sustentam é possível calcular os momentos de inércia em torno do CG. Existem duas configurações possíveis de montagem deste pêndulo. Para o cálculo dos momentos de inércia em torno dos eixos X_b e Y_b (I_x e I_y) utiliza-se a configuração do pêndulo composto. Já para o cálculo do momento em torno de Z_b utiliza-se o pêndulo bifilar.

Dentro da configuração do pêndulo composto existem duas variações, uma utilizada para encontrar I_x e outra para obter I_y . A figura 53 apresenta a configuração de montagem do pêndulo composto configurado para obter I_x . Observa-se nesta figura que há 4 pontos enumerados de fixação no veículo e que as duas cordas traseiras se encontram num ponto de amarração em comum da mesma forma que as cordas dianteiras. É importante notar que nesta configuração o veículo oscilará em torno do eixo longitudinal do bastão preto e branco que está suspendendo o pêndulo. Portanto, é necessário que o eixo X_b do aeromodelo esteja em paralelo com o bastão preto e branco.

Já na figura 54, observa-se a configuração de pêndulo composto para o momento de inércia em I_y . Nota-se que as principais diferenças desta configuração em relação a figura 53 são a orientação do aeromodelo e a disposição dos pares coloridos de cordas. Neste caso o eixo Y_b do aeromodelo deve estar em paralelo com o bastão preto e branco, pois o aeromodelo irá oscilar em torno dele.



Figura 53 – Pêndulo composto para cálculo do momento de inércia I_x



Figura 54 – Pêndulo composto para cálculo do momento de inércia I_y

A configuração do pêndulo bifilar é utilizada apenas para obter o momento de inércia I_z . A figura 55 mostra o VR-01 pendurado na forma de pêndulo bifilar. Como o próprio nome indica, o aeromodelo fica suspenso basicamente por dois fios e neste caso o eixo Z_b do aeromodelo deve estar paralelo e intermediário aos fios. O aeromodelo ao oscilar, deverá rotacionar em torno do próprio eixo Z_b .



Figura 55 – Pêndulo bifilar para cálculo do momento de inércia I_z

As cordas utilizadas para a suspensão do aeromodelo em todos os casos são de barbante. Para ajustar o comprimento das cordas e a altura do aeromodelo foi utilizado um laço no barbante do tipo “nó fixo ajustável” que permite ajustar manualmente o

comprimento da corda sem que o laço se desfaça. Para evitar o deslizamento do fio no bastão de sustentação, fitas foram coladas para fixar o barbante no bastão.

A fixação do barbante no veículo se deu aproveitando os parafusos e o reforço estrutural da região onde se fixa a asa ao corpo. Contudo, há veículos que não tem uma região favorável como esta para se prender as cordas. Neste caso, é necessário fixar as cordas num suporte extra e apoiar o aeromodelo por cima deste suporte.

A equação geral para cálculo do momento de inércia I_x é a mesma do momento I_y e depende das seguintes variáveis:

$$I_x = \frac{W_1 P_1^2 L_1}{4\pi^2} - \frac{W_2 P_2^2 L_2}{4\pi^2} - \frac{W_3 L_3^2}{g} \quad (6.5)$$

- W_1 = Peso em Newtons do suporte (caso haja) + aeromodelo.
- P_1 = Período de oscilação do conjunto suporte+aeromodelo.
- L_1 = Distância do eixo de rotação até o CG do sistema suporte+aeromodelo.
- W_2 = Peso em Newtons apenas do suporte (caso haja).
- P_2 = Período de oscilação apenas do suporte.
- L_2 = Distância do eixo de rotação até o CG do suporte.
- W_3 = Peso em Newtons do aeromodelo apenas.
- P_3 = Período de oscilação apenas do aeromodelo.
- L_3 = Distância do eixo de rotação até o CG do aeromodelo apenas.
- g = aceleração da gravidade igual 9.81 m/s².

Como no caso do VR-01 não foi necessário nenhuma estrutura extra de suporte para ser apoiado, todos os termos da equação contendo as variáveis de suporte são desprezados e esta é reescrita da seguinte forma:

$$I_x = \frac{W_3 P_3^2 L_3}{4\pi^2} - \frac{W_3 L_3^2}{g} \quad (6.6)$$

donde o último termo é responsável por transferir o cálculo do momento de inércia do eixo de oscilação para o eixo paralelo que passa pelo CG do veículo.

A equação do pêndulo bifilar é um pouco diferente, porém segue a mesma lógica em relação a existência ou não de uma estrutura suporte do aeromodelo. Como para o VR-01 não existe este suporte, a equação de I_z fica igual a:

$$I_z = \frac{D^2 W_3 P_3^2}{16\pi^2 L} \quad (6.7)$$

donde:

- W_3 = Peso em Newtons do aeromodelo apenas.
- P_3 = Período de oscilação apenas do aeromodelo.
- L = Comprimento da fibra vertical (figura 55).
- D = Distância entre as fibras (figura 55).

Durante o experimento Soule e Miller (1934) alerta que é necessário que a amplitude da oscilação deve ser pequena para permitir que a aproximação na equação do pêndulo $\sin\theta = \theta$ seja válida. Além disso, recomenda-se que o comprimento das cordas seja o menor possível.

Durante a execução do experimento registrou-se a duração do tempo para 50 oscilações, com exceção do experimento do pêndulo bifilar o qual registrou-se 35 oscilações. Isto se deve ao fato de que a partir da 35ª oscilação a amplitude do movimento era pequena e difícil de visualizá-la a olho nu. Para cada eixo de rotação foram tomadas 5 medidas de tempo para tentar reduzir os erros do fator humano na marcação do tempo, como foi recomendado por Soule e Miller (1934). O período utilizado nas equações será o resultante da média dos períodos de cada repetição. As tabelas 26, 27 e 28 apresentam os dados da execução do experimento para obtenção do I_x , I_y e I_z .

Tabela 26 – Dados do experimento de pêndulo composto em torno do eixo X.

Variável/ Repetição	1ª	2ª	3ª	4ª	5ª
Tempo total - s	76,12	76,09	75,98	75,95	74,46
Período - s	1,5224	1,5218	1,5196	1,519	1,5196
L_3 - m	0,40	0,40	0,40	0,40	0,40
W_3 - N	22,03	22,03	22,03	22,03	22,03

Tabela 27 – Dados do experimento de pêndulo composto em torno do eixo Y

Variável/ Repetição	1ª	2ª	3ª	4ª	5ª
Tempo total - s	72,91	73,65	73,1	73,7	73,4
Período - s	1,4582	1,473	1,462	1,474	1,468

Tabela 27 – Dados do experimento de pêndulo composto em torno do eixo Y

Variável/ Repetição	1 ^a	2 ^a	3 ^a	4 ^a	5 ^a
L_3 - m	0,32	0,32	0,32	0,32	0,32
W_3 - N	22,03	22,03	22,03	22,03	22,03

Tabela 28 – Dados do experimento de pêndulo composto em torno do eixo Z

Variável/ Repetição	1 ^a	2 ^a	3 ^a	4 ^a	5 ^a
Tempo total - s	138,11	137,23	137,85	137,72	137,5
Período - s	3,946	3,921	3,938	3,935	3,929
L_3 - m	0,13	0,13	0,13	0,13	0,13
W_3 - N	22,03	22,03	22,03	22,03	22,03
D - m	0,1287	0,1287	0,1287	0,1287	0,1287

A tabela 29 a seguir apresenta uma comparação entre os momentos de inércia resultantes do cálculo experimental e os momentos de inércia obtidos pelo XFLR5. Os momentos obtidos experimentalmente serão os valores utilizados daqui para frente. Estes valores obtidos foram comparados com trabalhos que utilizaram aeromodelos de porte semelhante ao VR-01 como Paw (2009) e Patankar, Schinstock e Caplinger (2006) e observa-se que todos estão na mesma ordem de grandeza.

Tabela 29 – Resultados para os momentos de inércia

Momentos/ Fontes	XFLR5	Experimental	Erro percentual
I_x - kg.m^2	0,1604	0.1577	1,7%
I_y - kg.m^2	0,1335	0.1544	13%
I_z - kg.m^2	0,2691	0.2746	2%

6.2.3 Estimação preliminar das derivadas de estabilidade e controle do VR-01

Uma vez finalizada a etapa de obtenção dos parâmetros geométricos e inerciais do aeromodelo e inserção destes dados dentro do XFLR5, executou-se uma análise de estabilidade para estimar as derivadas do veículo. Esta análise foi configurada utilizando as seguintes entradas:

- análise invíscida.

- ângulo de derrapagem $\beta = 0$.
- ângulo de ataque $\alpha = 0$.
- ângulo de rolamento $\phi = 0$.
- altitude = 60 metros (altitude média do voo experimental executado).
- temperatura ambiente = 27°C (temperatura média durante o voo experimental executado)
- Inclinação do profundor = 1°.
- Parâmetro de controle = start = 0 / end = 0 / $\Delta = 0,1$.

O espaço de estados estimado pelo XFLR5 varia de acordo com as condições de trim do aeromodelo. Portanto, o XFLR5 deve ser acionado para estimar um novo chute inicial de parâmetros cada vez que a condição de trim em análise mudar. Contudo, para a configuração geral citada anteriormente foram estimadas as seguintes matrizes pelo XFLR5:

$$A_{Lon_{XFLR5}} = \begin{bmatrix} -0,094 & 0,726 & 0 & -9,81 \\ -2,293 & -5,232 & 7,901 & 0 \\ 3,149e-06 & -4,455 & -4,880 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (6.8)$$

$$B_{Lon_{XFLR5}} = \begin{bmatrix} -0,500 \\ -7,110 \\ -63,598 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6.9)$$

$$A_{Lat_{XFLR5}} = \begin{bmatrix} -0,282 & -0,045 & -8,356 & 9,81 \\ 0,497 & -14,519 & 7,821 & 0 \\ 1,333 & -1,758 & 1,422 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6.10)$$

A partir destas matrizes é possível obter as estimação das frequências naturais dos modos dinâmicos a serem excitados. A figura 56 apresenta os polos e as frequências naturais estimadas dos modos dinâmicos do VR-01. Observa-se que o veículo apresenta os polos da dinâmica de fugóide em cima do eixo imaginário com uma tendência a instabilidade dinâmica. Já no modo látero-direcional observa que os polos da dinâmica de espiral estão na região de instabilidade. Estes comportamento serão confirmados pelo relato do piloto durante o voo nas próximas seções.

Um ponto negativo do XFLR5 descoberto somente após o início do seu uso, é ausência de um recurso que estime as derivadas de controle do aileron e do leme. No momento do *setup* da simulação há apenas a opção de estimar as derivadas relativas ao profundor.

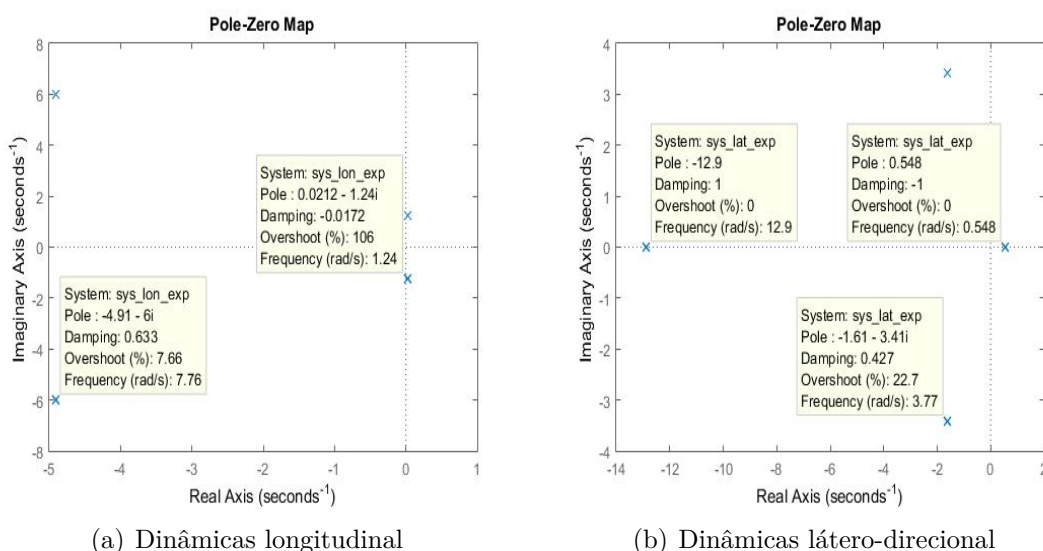


Figura 56 – Diagramas de polo-zeros estimados pelo XFLR5 para o veículo VR-01

6.3 Preparação para os voos de coleta de dados

6.3.1 Manobras para o voo do VR-01

As manobras preparadas para o voo do VR-01 foram as mesmas discutidas nos capítulos anteriores:

- *Doublet* no profundor para excitação do período curto.
- Pulso no profundor para excitação do fugóide.
- *Doublet* no leme para excitação do rolamento holandês.
- *Bank-to-bank* no aileron para excitação do rolamento puro.

A manobra *multistep* não foi escolhida pelo fato de ser mais difícil de ser executada manualmente. O planejamento do voo precisou levar em conta que o aeromodelo iria ser controlado totalmente de forma manual, devido a ausência de um autopiloto ou algum sistema de controle que pudesse auxiliar. Desta forma optou-se por executar a manobra *doublet* por ser mais simples e também eficaz.

O Δt 's das manobras *doublet* no profundo e no leme foram calculados utilizando as frequências naturais estimadas para o período curto e o rolamento holandês a partir das matrizes 6.8 e 6.10 obtidas no XFRL5 e foram iguais a:

$$\Delta t_{profundor} = \frac{2,30}{7,76} \approx 0,30s; \quad \Delta t_{leme} = \frac{2,30}{3,77} \approx 0,61s; \quad (6.11)$$

6.4 Sistema de aquisição de dados

O VR-01 possui um controlador de voo para propósitos gerais comercial denominado Pixhawk 1. Basicamente este controlador gerencia toda a coleta, armazenamento de dados e repasse da dados para as superfícies de controle ou motor os comandos dados pelo piloto. A figura 57 mostra este controlador de voo.



Figura 57 – Pixhawk 1 ([DRONECODE, 2019](#)).

Este *hardware* é composto por dois sensores giroscópio, dois acelerômetros, um barômetro, filtro de Kalman e permite a conexão com um módulo GPS. Este hardware possui o firmware ArduPilot que é um código de autopiloto e funciona no sistema operacional NuttX instalado na Pixhawk. Este autopiloto funciona bem no quesito de navegação e de cumprir trajetórias programadas, porém não consegue receber os comandos de execução das manobras do processo de identificação. Por isso, no momento, não será utilizado o autopiloto, mas apenas os sensores da Pixhawk. O armazenamento dos dados coletados em voo é feito utilizando um *microSD Card*. Este também permite o envio de dados em tempo real para um computador via rádio-transmissão. A tabela 30 faz a listagem dos sinais dos estados gerados pela Pixhawk durante um voo e que são de interesse deste trabalho.

Tabela 30 – Lista dos componentes de aquisição de dados

Componente	Sinais de saída	Unidade do sinal	Taxa de amostragem
Pixhawk - acelerômetro	Acelerações lineares nos eixos Xb, Yb e Zb	m/s^2	89 Hz
Pixhawk - magnetômetro	Vetores do campo magnético	GAUSS	89 Hz
Pixhawk - giroscópio	Velocidades angulares p,q, r	graus/s	89 Hz
Pixhawk - tubo de pitot	Velocidade do vento	m/s	3,16 Hz
Pixhawk - Filtro de Kalman	Ângulos de atitude ϕ, θ, ψ	graus	8,13 Hz
Pixhawk - Estimador de AOA e SSA	Ângulos de ataque α e derrapagem β	graus	6,4 Hz
Pixhawk - Barômetro	Temperatura	°C	5,4 Hz
Pixhawk - Barômetro	Pressão atmosférica	Pa	5,4 Hz
Pixhawk	Sinais PWM para servomotores de deflexão das superfícies de controle	centi-graus de deflexão	5,4 Hz

Embarcados no aeromodelo e conectados a Pixhawk também estão os seguintes componentes:

- Bateria do tipo Li-Po 4 células de 3600 mAh.
- Electronic Speed Control (ESC) de 40 Amperes.
- Receptor do rádio controle.
- Tubo de pitot.
- Antena de telemetria

- Módulo Global Positioning System (GPS)



Figura 58 – Disposição interna dos componentes eletrônicos

A figura 58 mostra a disposição da maioria destes componentes dentro do veículo. Existem alguns aspectos relevantes em relação ao posicionamento dos sensores. A Pixhawk, como pode ser observado na figura 57, apresenta um desenho de uma seta. Esta seta indica a orientação em que o hardware deve ser posicionado dentro do aeromodelo para que os sensores acelerômetro e magnetômetro gerem dados coerente com o referencial. Portanto, este desenho da seta deve estar posicionado em cima do eixo X_b do aeromodelo e alinhado com este eixo como no caso da figura 58. Além disso, a Pixhawk deve estar localizada no CG do veículo para evitar que posterior ao voo sejam necessários fazer ajustes no sistema de coordenadas dos sinais coletados pelos sensores. No caso do VR-01, foi verificado que a Pixhawk está posicionada junto ao CG do veículo.

A fim de simplificar o tratamento dos dados futuramente o GPS também foi colocado bem próximo ao CG como pode ser observado na figura 58. A desvantagem do posicionamento do GPS, visto nesta figura, é que está circundado por componentes eletrônicos e elétricos como a Pixhawk e a bateria que podem gerar interferência eletromagnética e erros de leitura. Para tentar contornar minimamente a situação algumas camadas de papel alumínio foram colocadas numa tentativa de bloquear algum tipo de interferência. Contudo, é possível fazer um isolamento mais eficiente que o mostrado na figura 58.

Outra desvantagem é que o GPS para ter uma melhor conexão com os satélites deveria estar posicionado externamente e de preferência na parte superior do aeromodelo, pois se posicionado na parte inferior pode receber sinais dos satélites que refletiram no solo e que podem induzir erros de medição. Contudo, optou-se em deixar o GPS próximo ao CG para facilitar o tratamento dos sinais coletados. Além disto, ao acionar o GPS antes de realizar o voo verificou-se um bom status de conexão com 11 satélites.

Outro fator relevante para tornar melhor a leitura dos sinais é posicionar os sensores de forma que estejam sujeitos ao mínimo de vibrações durante o voo. A estrutura do aeromodelo apresenta vibrações durante todo o voo devido a cargas estruturais dinâmicas, rajadas de vento e vibrações resultantes do funcionamento do próprio motor. Estas vibrações podem gerar ruídos nos sinais amostrados pelos sensores. Para minimizar estes efeitos, recomenda-se o uso de materiais na fixação destes componentes que amorteam ao menos uma parte dessas vibrações, por exemplo, o uso de velcros para fixar os componentes ao veículo (ARDUPILOT, 2019b).

Durante o voo, o computador de bordo da Pixhawk coleta todos os dados gerados e os armazena dentro do *microSD card* num arquivo de formato *.log*. Para abrir este arquivo foi necessário instalar o software *Mission Planer* no computador de mesa, cuja interface inicial é apresentada na figura 59. Este software pode ser utilizado inclusive durante o voo para acompanhar os dados em tempo real do voo. Para isto basta conectar uma antena no computador de mesa e iniciar uma rádio-transmissão com a antena embarcada no aeromodelo e conectada a Pixhawk. Inserindo o *microSD card* no computador, ou estabelecendo esta conexão via rádio-transmissão ou cabo USB entre a Pixhawk e o computador é possível descarregar este arquivo *.log* do voo dentro do *Mission Planer*.



Figura 59 – Janela inicial do Mission Planer

Uma vez dentro do software existe uma opção que converte os dados para o formato *.mat* que é lido pelo software MATLAB. Além disso, dentre várias outras funcionalidades, é possível criar o *.kmz* para observar em 3D dentro do software Google Earth Pro a trajetória de todo voo. Como os algoritmos de estimação utilizados estão no MATLAB, o arquivo *.log* foi convertido para *.mat*.

6.5 Execução dos voos de coleta de dados

6.5.1 Primeiro dia de voos

Foram realizadas duas tentativas para coleta de dados em dois dias diferentes. Em ambos os dias o local escolhido foi o clube de aeromodelismo de Brasília, local com infraestrutura apropriada para voos de aeromodelos, localizado no bairro Asa sul. Os voos do primeiro dia ocorreram entre 10 e 11 horas numa manhã de sol, com temperatura ambiente em torno de 26°C e muitas rajadas de ventos. O piloto do aeromodelo, experiente no aeromodelismo, executou o plano de voo da figura 21, mas que está sumarizado da seguinte forma:

1. Execução de manobra *doublet* para excitar período curto (4 repetições)
2. Execução de manobra pulso para excitar fugóide (4 repetições).
3. Execução de manobra pulso para excitar fugóide seguido por manobra *doublet* para excitar período curto (4 repetições).
4. Execução de manobra *doublet* para excitar rolamento holandês (4 repetições).
5. Execução de manobra *bank-to-bank* para excitar rolamento puro (4 repetições).
6. Execução de manobra *bank-to-bank* para excitar rolamento puro seguido por manobra *doublet* para excitar rolamento holândes (4 repetições).

Enquanto o piloto executava as manobras uma segunda pessoa verificava se o teste estava saindo como o planejado e fazia os registros de vídeos do voo. Na prática as execuções destas manobras neste dia foram divididas em dois voos, pois foi a bateria do primeiro voo durou cerca de 13 minutos e permitiu cumprir apenas até o tópico 3 da lista acima. A bateria utilizada neste primeiro voo foi uma do tipo Li-Po de 5000mAh e 100 gramas mais pesada que a de 3600 mAh citada anteriormente. Porém o piloto sentiu que este peso extra estava tornando difícil o controle do avião e estava precisando exigir mais do motor para conseguir estabilizar o aeromodelo. Devido a esta dificuldade enfrentada e o baixo desempenho de modo geral, desistiu-se de utilizar esta bateria para utilizar, a partir de então, apenas aquela de 3600 mAh. Após a troca da bateria, o aeromodelo decolou para o segundo voo e completou as manobras dos tópicos 4 a 6 listados acima. Esta segunda bateria, já de 3600 mAh durou cerca de 17 minutos, 4 minutos a mais que anterior. Este tempo extra talvez possa ser justificado pela menor demanda do motor em voo.

A percepção do piloto durante os voos foi de que havia muitas rajadas de vento. Para contornar a situação ele tentou subir o aeromodelo em busca de uma zona com

menos ventos, porém pouco adiantou. Ele relatou que devido aos ventos encontrou muita dificuldade em “trimar” o VR-01 antes de executar cada manobra. Além disso, houve momentos que ele executou a manobra até mesmo sem “trimar” o aeromodelo de fato. O piloto continuamente dava comandos ao profundor e ao aileron para buscar estabilizar o aeromodelo. Isto foi posteriormente ao analisar os sinais de controle plotados no MATLAB. A figura 60 mostra que o profundor está sendo constantemente acionado.

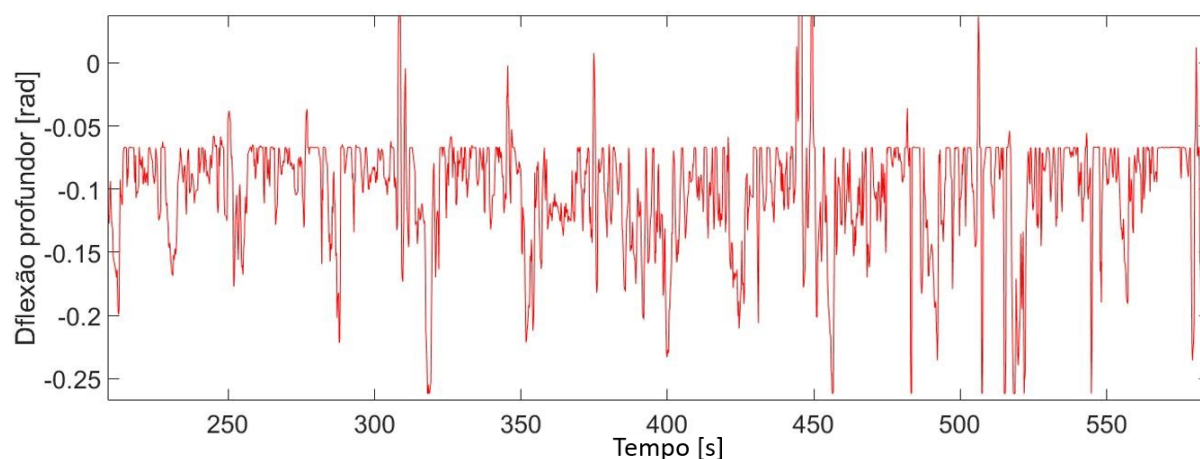


Figura 60 – Exemplo com plotagem do sinal de deflexão do profundor durante voo no 1º dia

Estes acionamentos frequentes das superfícies de controle gerou uma grande dificuldade de identificar no *log* de dados quais comandos de fato foram dados para executar as manobras e excitar os modos dinâmicos. Esta foi uma das razões que motivou a execução de um segundo dia de voos. Uma outra razão foi que algumas manobras acabaram sendo executadas de forma equivocada. Isto se deu pela falta de orientação e instruções equivocadas fornecidas ao piloto. E por último, o excesso de ventos e a dificuldade enfrentada na pilotagem tornaram os sinais medidos bastante ruidosos. Portanto, surgiu a expectativa de que a execução do voo em um dia diferente com menos ventos poderia prover resultados melhores.

O piloto também relatou que no comando de excitação do fugóide a aeronave não tendia a oscilar e retornar a posição inicial, mas tendia a permanecer descendo ou subindo, dependendo da orientação da entrada de pulso. Isto de certa forma está coerente com os polos da dinâmica de fugóide estimados na figura 56. Além disso, também relatou que ao dar um comando ao aileron, o aeromodelo não tinha a tendência de nivelar, mas sim de continuar o momento de rolamento. Isto também está coerente com a derivada de valor 0,476 da matriz 6.10, pois esta corresponde ao coeficiente adimensional Cl_β e o sinal positivo ou negativo deste coeficiente é a condição que define se há estabilidade estática de rolamento ou não. A condição de estabilidade estática de rolamento é dada por $Cl_\beta < 0$.

No caso em questão, a derivada é positiva e o coeficiente também, logo indica que de fato não é estaticamente estável no rolamento Nelson et al. (1998).

Com relação a estabilidade estática de arfagem e de guinada também percebe-se uma coerência entre a modelagem do XFLR5 e o comportamento em voo. A condição de estabilidade de arfagem é dada por $Cm_\alpha < 0$ e de guinada por $Cn_\beta > 0$. As derivadas que correspondem a estes coeficientes foram estimadas respectivamente em -4,269 e +1,277 e elas condizem com as percepções relatadas pelo piloto.

6.5.2 Segundo dia de voos

O segundo dia de voo ocorreu algumas semanas após o primeiro dia. Novamente os voos ocorreram entre 10 e 11 horas de uma manhã de sol com a presença de vento, porém estes menos intensos e menos frequentes que no primeiro dia.

Assim, como no primeiro dia, foi necessário a realização de dois voos. O primeiro voo teve a duração de aproximadamente 20 minutos e foram feitas as manobras de excitação dos modos longitudinais. No segundo voo, também com duração aproximada de 20 minutos, foram executadas as excitações dos modos látero-direcionais. Acredita-se que a maior duração da bateria possa ser por conta da menor intensidade dos ventos.

Para mitigar o risco de não conseguir identificar as regiões dos sinais gravados em voo referentes a execução de uma determinada manobra, criou-se um código de operação manual para registrar o horário instantâneo de início e fim de cada manobra. Desta forma uma terceira pessoa participou do experimento e ficou responsável por controlar o código fazendo estes registros de tempo. Antes de cada voo, o código era acionado juntamente com a Pixhawk a fim de garantir que os instantes registrados estivessem alinhados com o *time stamp* dos sensores. As tabelas 43 e 44 localizadas no apêndice B mostram estes registros.

As etapas do voo para este segundo dia foram melhor definidas da seguinte forma:

1. Decolagem.
2. Subida para altitude de execução de manobras.
3. Ajustes das superfícies de controle para estabelecer ponto de trim.
4. Execução do plano de manobras.
5. Aproximação para pouso.
6. Pouso.

A figura 61 apresenta uma representação em três dimensões da trajetória do aeromodelo. Basicamente o aeromodelo fez um percurso circular no sentido horário como

ilustrado pelas setas amarelas. A cada passagem em paralelo à pista uma manobra era executada. Após a manobra, era feita uma curva à direita para retornar à cabeceira da pista. Uma vez alinhado em paralelo com a pista o aeromodelo era estabilizado e “trimado” pelo piloto e assim permanecia de 1 a 3 segundos antes de iniciar a manobra. Após aplicar o comando de excitação o piloto não acionava nem um controle durante 2 a 4 segundos deixando o veículo livre para expressar seu comportamento natural.

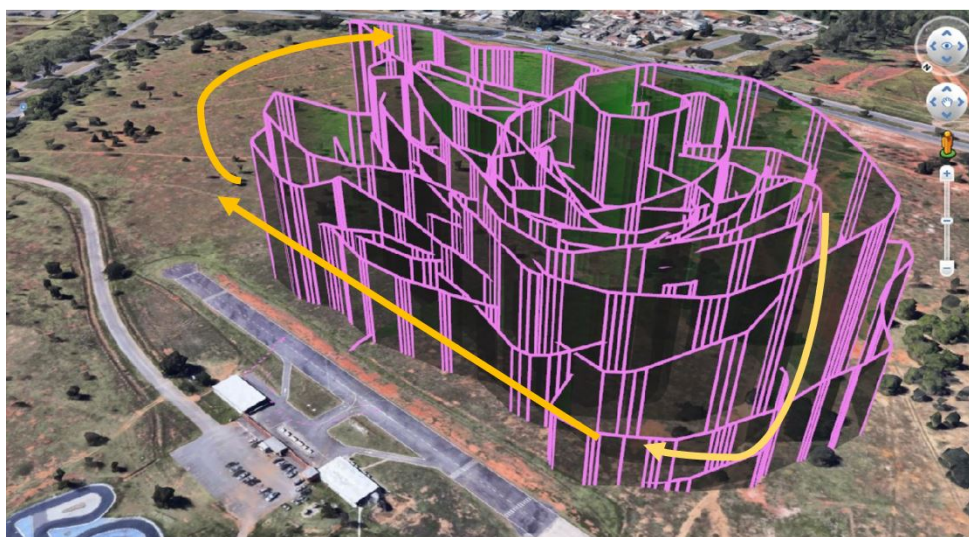


Figura 61 – Trajetória do aeromodelo plotada em 3D pelo Google Earth

6.5.3 Análise dos dados de voo

Uma vez que os dados gravados foram transferidos para o MATLAB, estes precisaram ser ajustados antes de inseri-los no algoritmo de estimação por dois motivos. O primeiro é que cada sinal de estado possuía uma taxa de amostragem diferente e o segundo é que nenhum dos sinais era uniformemente amostrado, ou seja, o passo de amostragem variava dentro de um sinal.

Para resolver estes dois problemas foi utilizada a solução do capítulo 4 baseada na interpolação de sinais discutida por Klein e Morelli (2006). Foi criado um vetor de tempo uniformemente amostrado e com uma frequência de amostragem igual à maior frequência de amostragem da tabela 30, que seria a dos sinais oriundos da IMU relativos às velocidades angulares, igual a 89 Hz.

Uma vez criado, este vetor de tempo serviria de base para realizar uma interpolação com os dados, por exemplo, do vetor de estado do ângulo θ , a fim de gerar um novo vetor de estado θ , que se encaixasse no vetor de tempo criado inicialmente de modo uniforme. Para fazer essa construção do novo sinal, foi utilizada a função de interpolação *interp1* do MATLAB, configurada para interpolar linearmente. Este mesmo processo foi repetido em todos os sinais de modo que todos ficassem amostrados a uma mesma taxa de frequência.

de 89 Hz.

A princípio a solução encontrada se demonstrou suficiente. A figura 62 mostra um exemplo de comparação entre o sinal original do ângulo de orientação θ , com uma frequência de amostragem de 8.13 Hz e o sinal re-amostrado em 89 Hz.

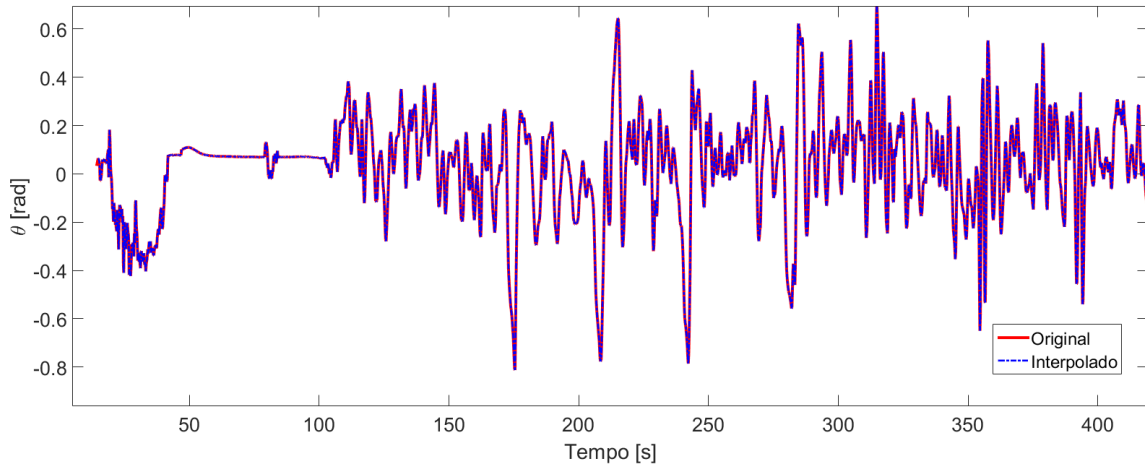


Figura 62 – Exemplo de sinal re-amostrado a uma taxa menor

Após solucionar os problemas de amostragem surgiu o questionamento se seria possível filtrar os sinais de modo a torná-los menos ruidosos. Antes de executar uma filtragem foi feita a plotagem do espectro de frequências destes sinais e observou-se que todos os sinais presentes no *log* de dados já apresentam baixas frequências como mostra a figura 63. Além disso, não seria possível filtrá-los ainda mais porque poderia afetar as frequências naturais dos modos dinâmicos de interesse. Esta figura 63 apresenta o espectro do sinal da velocidade angular Q , que é um sinal em alta frequência amostrado pela IMU em aproximadamente 89 Hz. Observa-se nesta imagem que as frequências presentes neste sinal oriundo do *log* de dados já são pequenas, menores que 10 rad/s, ou $\approx 1,59$ Hz. A justificativa para existência apenas de baixas frequência é dada por [Ardupilot \(2019a\)](#) ao afirmar que o *firmware* da Pixhawk apresenta um filtro passa-baixa que retira as altas frequências dos *logs* de dados.

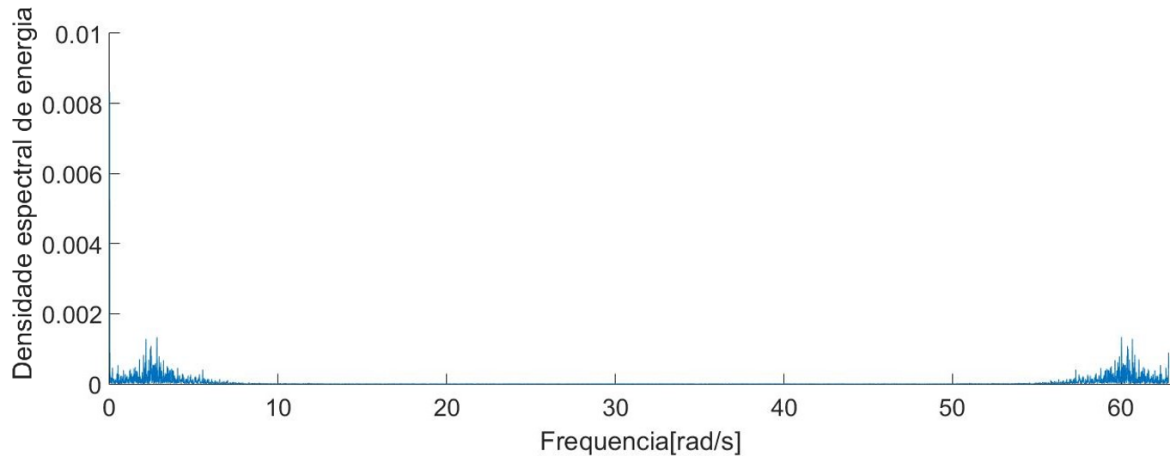


Figura 63 – Espectro de frequências do sinal de velocidade angular Q

Após observar essas baixas frequências nos sinais, realizou-se uma investigação para entender se a Pixhawk já realizava uma filtragem dos sinais antes de salvá-los no microSD card. De fato no *website* do desenvolvedor consta uma seção que trata sobre o assunto e confirma a existência de filtros passa-baixa que retiram uma boa parte dos ruídos ([ARDUPILOT, 2019a](#)).

A próxima análise realizada foi a verificação da existência de atraso entre as informações dos sinais. Esta verificação foi feita a partir da implementação de um código que utiliza o método TRIAD de determinação de atitude, descrito por [Black \(1990\)](#), para calcular a atitude do aeromodelo ou os ângulos de Euler, a partir dos sinais do acelerômetro e magnetômetro medidos em voo. Após o cálculo este código comparou os resultados com os ângulos de Euler obtidos em voo pelo filtro de Kalman instalado na Pixhawk. Se houvesse algum tipo de delay entre as informações isto se tornaria evidente na comparação gráfica entre os sinais. A figura 64 mostra a comparação gráfica para o ângulo ψ entre o sinal calculado via TRIAD e o obtido via Filtro de Kalman (KF). Observa-se que os sinais estão bem alinhados e que não há um atraso de tempo entre estes. O mesmo comportamento foi observado para o caso dos ângulos ϕ e θ .

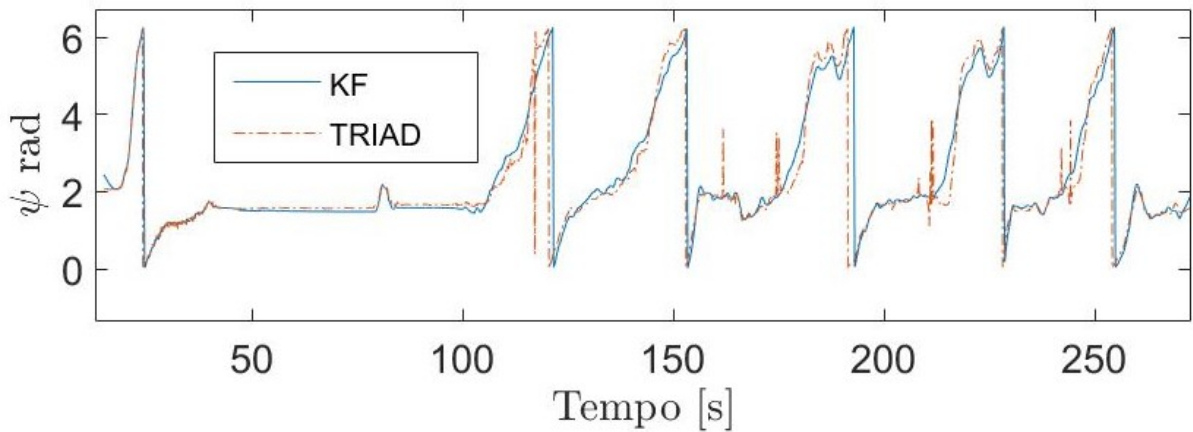


Figura 64 – Comparação entre o sinal do ângulo ψ obtido via TRIAD e via Filtro de Kalman

Antes de fornecer os sinais para o algoritmo de estimação tomou-se a iniciativa de converter todos os sinais para unidades que fossem de interessantes nas etapas subsequentes. Desta forma os estados medidos adotaram as seguintes unidades:

- Velocidades angulares (p,q,r) = radianos/segundo.
- Velocidades lineares = metros/segundo.
- Ângulos de Euler, de ataque e derrapagem. $(\phi, \theta, \psi, \alpha, \beta)$ = radianos.
- Deflexão das superfícies de controle = radianos.

A conversão de unidade das superfícies de controle exigiu um esforço extra, pois segundo o manual do autopiloto o servo utilizado rotaciona a superfície de controle 45 graus em um sentido e -45 graus no outro. Contudo é necessário converter esses máximos em relação a máxima deflexão da superfície de controle de fato. Portanto foi necessário medir a deflexão máxima de cada superfície de controle do VR-01.

Para realizar esta medição adotou-se um método baseado em fotografias, devido a ausência de instrumentos de medição apropriados. A câmera foi posicionada de forma perpendicular a superfície de controle de modo a visualizar claramente a deflexão. E a partir da foto o ângulo de deflexão foi obtido. A figura 65 ilustra este processo aplicado ao profundor, porém a mesma lógica foi aplicada ao leme e ao aileron. Os resultados obtidos estão na tabela 31. Deve-se medir a deflexão de uma superfície de controle em ambos os sentidos, pois há aeronaves que a amplitude máxima é diferente dependendo do sentido.



Figura 65 – Medição da deflexão da superfície de controle - profundor

Tabela 31 – Amplitudes de deflexão das superfícies de controle do VR-01.

	Aileron	Profundor	Leme
Amplitude de deflexão	$\pm 16^\circ$	$\pm 15^\circ$	$\pm 20^\circ$

Antes de executar as estimações é importante avaliar também se as manobras executadas foram eficazes para excitar as dinâmicas desejadas. As características e critérios de qualidade das manobras foram definidas na seção 3.2.1. No caso da manobra pulso da figura 66 observa-se que o ângulo α e a velocidade angular Q pouco se alteram após a excitação e tendem a constância. Já a velocidade e o ângulo θ se alteram bastante como era esperado. Porém, aparentemente, observa-se uma não estabilidade dinâmica do foguete, pois este não oscila e tende a manter a direção de queda. Não há certeza se esta instabilidade é real, ou se a amplitude de oscilação é muito grande e não houve altitude suficiente para observar esta oscilação se expressar. Porém, pelo diagrama de polos e zeros estimados no XFLR5 (seção 6.2.3), há uma indicação de instabilidade de fato.

Na discussão sobre o design da manobra de pulso na seção 3.1.2 foi dito que a duração do Δt da manobra deveria ser de 10 segundos. Porém, este é um intervalo factível para um avião e se demonstrou inviável para o aeromodelo VR-01, pois não houve altitude disponível para comportar um deslocamento causado por manobra de tamanha duração e se o pulso fosse no sentido de levantar o nariz do aeromodelo, resultava em perda de sustentação, *stall*. Desta forma o intervalo foi ajustado para a realidade do aeromodelo e foi de ≈ 1 segundo.

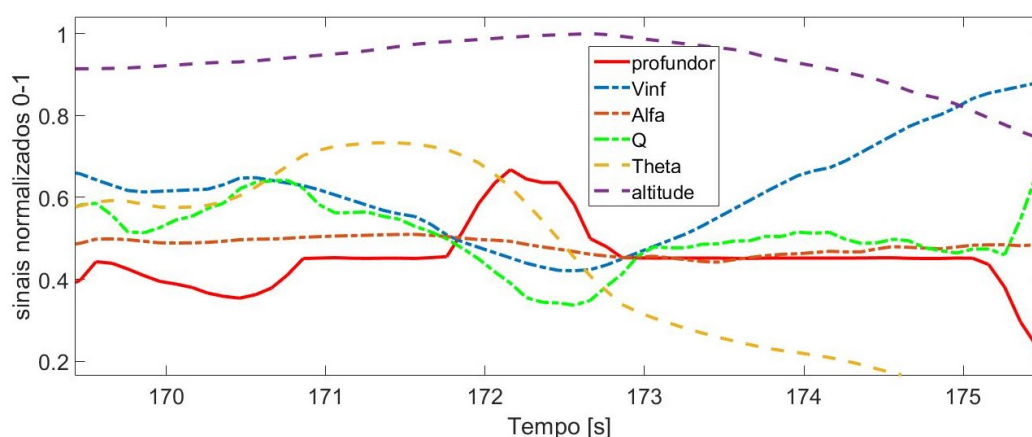


Figura 66 – Sinais relativos a ocorrência de manobra pulso no profundor

A manobra *doublet* no profundor, segundo o cálculo de design utilizado na seção 6.3, deveria ter um Δt de 0,30 segundos para excitar o período curto. Para conseguir este tempo tão curto, o piloto executou o comando da forma mais rápido possível. Porém, como se observa pela figura 67 ele conseguiu gerar um Δt de $\approx 0,8$ segundos. Para verificar se este sinal foi eficaz na excitação do período curto, plotou-se o espectro de frequências deste sinal. A figura 68 mostra que a frequência de 7,76Hz foi excitada. Ao analisar a figura 67 observa-se que o estado Q foi o que mais se alterou, seguido pelo ângulo θ . O ângulo α apresentou uma amplitude $\pm 8,5$ graus na oscilação, bem acima das recomendações da seção 3.2.1. A velocidade variou menos do que na figura 66, mas deveria ter permanecido próxima do constante. Em termos quantitativos houve uma variação de aproximadamente 20% o que para um aeromodelo pode ser muito, pelo fato de voar em baixas velocidades.

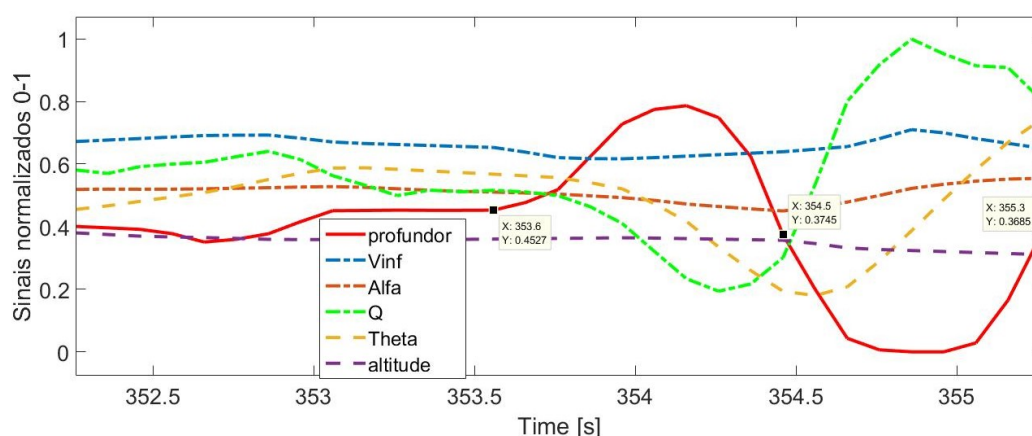


Figura 67 – Análise de uma manobra *doublet* no profundor do veículo VR-01

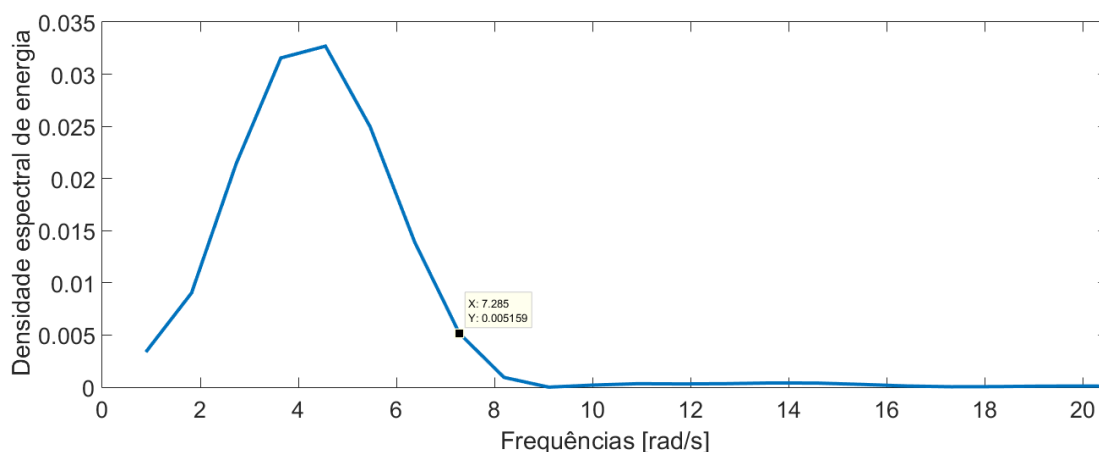


Figura 68 – Análise espectral do sinal *doublet* no profundor da figura 67

A manobra *doublet* no leme projetada também na seção 6.2.3 deveria ter um Δt de 0,61 segundos. Porém o melhor que o piloto conseguiu foi $\approx 1,1$ segundos como se observa pela figura 69. Esta figura também mostra que 1 segundo antes do início da manobra *doublet* no leme, o piloto ainda estava aplicando comando de aileron para estabilizar o veículo. Alguns décimos de segundos antes do leme ser excitado percebe-se que a velocidade angular P está variando mesmo sem a presença de comandos do piloto. Isto pode sinalizar uma perturbação pelo vento. Estas informações mostram quão complicado foi estabelecer alguns segundos de aeromodelo “trimado” antes da manobras começar.

A figura 70 apresenta a análise espectral do sinal *doublet* no leme da figura 69 e pode-se observar que a frequência natural de 3,77 Hz do rolamento holandês está sendo excitada pelo sinal. Desta forma o design foi suficiente para excitar esta dinâmica.

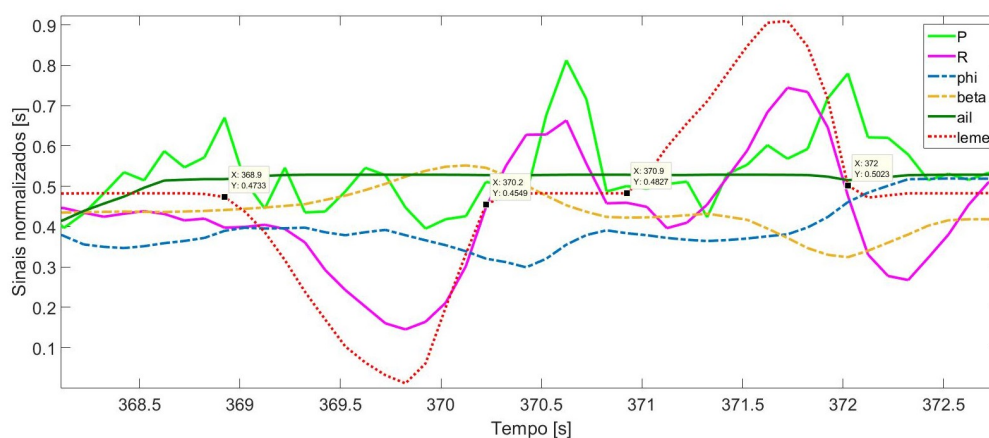


Figura 69 – Análise de uma manobra *doublet* no leme do veículo VR-01

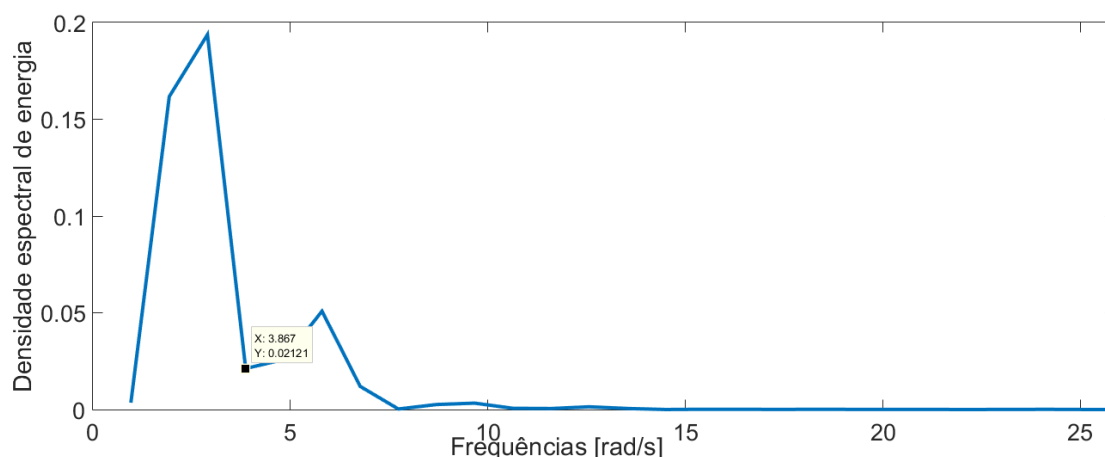


Figura 70 – Análise espectral do sinal *doublet* no leme da figura 67

Por último, a manobra de *bank-to-bank* utilizando o aileron se encontra ilustrada na figura 71. O piloto reportou dificuldade em executar esta manobra de forma ágil, pois sentia que as forças aerodinâmicas criavam tal resistência ao movimento a ponto de por em risco a estrutura da asa. Caso o piloto executasse de forma mais intensa e rápida a manobra, asa poderia não resistir a flexão do movimento de rolamento e se partir tendo em vista que a asa é feita de isopor, pouco resistente a este esforço.

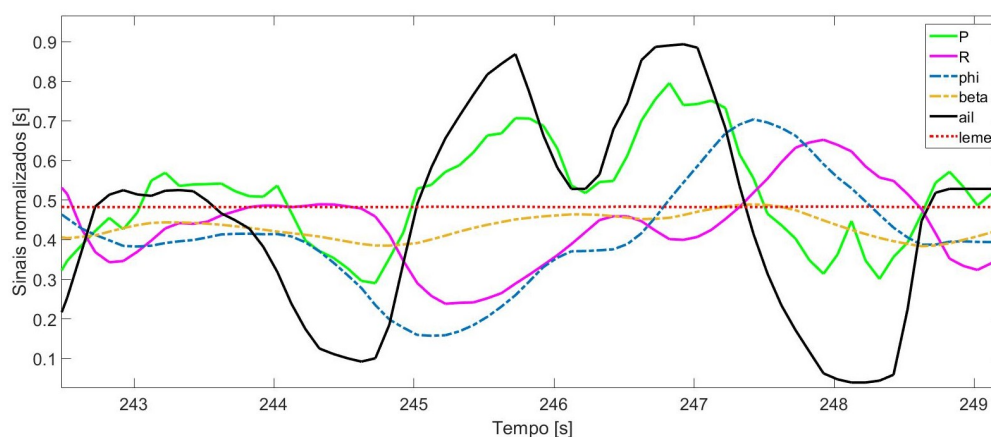


Figura 71 – Análise de uma manobra *bank-to-bank* no aileron do veículo VR-01

A única recomendação para esta manobra apresentada na seção 3.2.1 foi com relação ao ângulo de rolamento que deveria ser maior que 30° . A figura 72 mostra que esta manobra alcançou -38° e 31° , de acordo com o esperado.

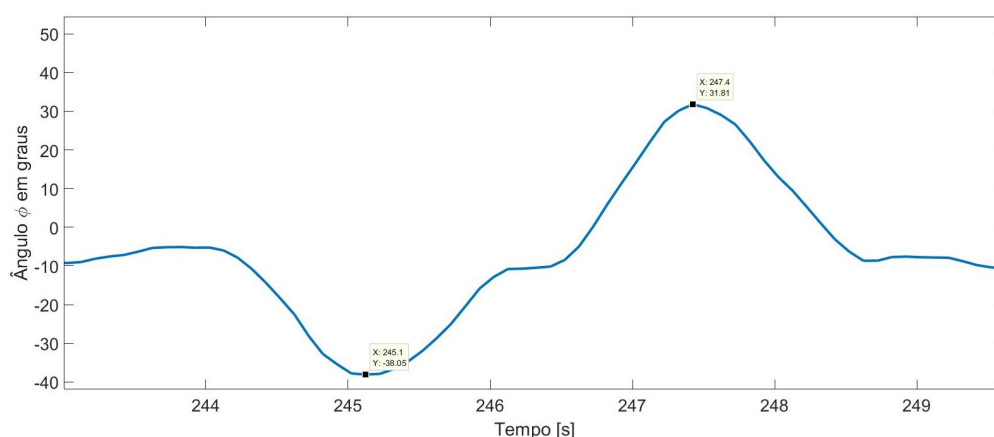


Figura 72 – Ângulo ϕ da deflexão de aileron

Uma das maiores dificuldades do piloto foi manter uma condição de trim antes de executar a manobra. E isso ficou evidente durante o processamento dos sinais, onde notou-se que quase não houve uma condição de trim antes das manobras devido a dificuldade do piloto em estabilizar o aeromodelo principalmente por causa do vento. A figura 66, por exemplo, mostra a manobra de pulso entre os segundos 172 e 173. Observe que nesta figura que antes do pulso no profundor, todos os estados estão variando ao invés de se manterem constantes.

Além da condição de trim, foi preciso investigar se houve ou não acoplamento entre os estados longitudinais e látero-direcionais. A figura 73 apresenta as respostas dos estados látero-direcionais durante a execução da manobra pulso da figura 66 anterior. No caso desta manobra não há indícios evidentes de acoplamento entre os modos látero-direcional e longitudinal durante a manobra. A ocorrência deste acoplamento é indesejado e deve ser evitado na modelagem linear em espaço de estados, pois o desacoplamento é, inclusive, uma suposição adotada no processo de linearização das equações de movimento de aeronaves. Caso haja acoplamento o estimador pode ter dificuldade de encontrar derivadas dimensionais adequadas. Esta análise precisa ser feita para todas as manobras. Contudo, devido ao grande volume de manobras, assumiu-se que o acoplamento foi pequeno ou inexistente. O próprio piloto pôde minimizar o efeito de acoplamento neutralizando os movimentos da dinâmica que não está sendo excitada, neste caso da látero-direcional.

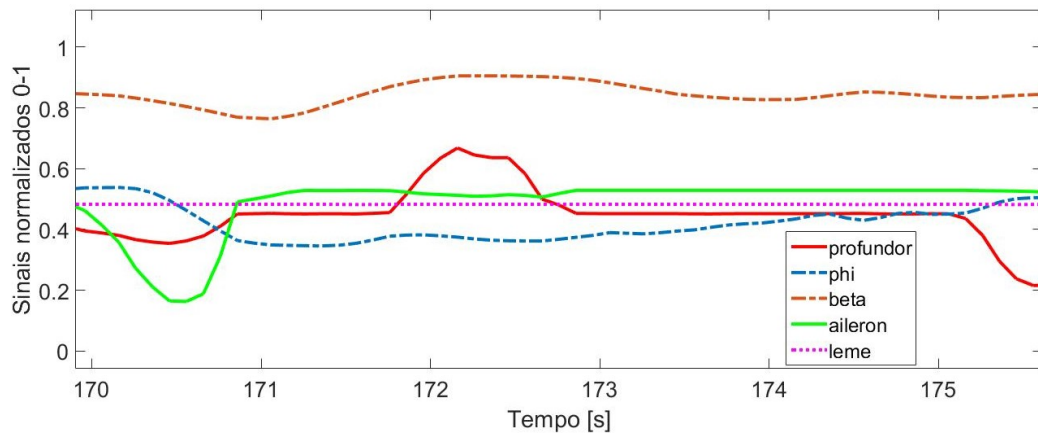


Figura 73 – Ocorrência de acoplamento entre dinâmica longitudinal e látero-direcional da manobra pulso no profundor da figura 66

6.6 Estimação dos parâmetros longitudinais do VR-01

O *log* de dados do VR-01 teve início no momento em que a Pixhawk foi ligada e só terminou quando esta foi desligada. Desta forma, para cada variável de estado existe um único sinal gravado contendo todas as etapas do voo listadas anteriormente. Os algoritmos de estimação precisam receber apenas o intervalo do sinal que contém a execução da manobra mais um tempo extra de resposta. Portanto, os sinais brutos foram recortados nas regiões de ocorrência das manobras. Estes cortes nos sinais foram feitos com base nas tabelas de registro de tempo do apêndice B.

Os algoritmos de estimação *n4sid* e *greyest* sequenciado, testados no capítulo 5, foram preparados para receber os dados relativos ao VR-01. O algoritmo *greyest* iterado apesar de não ter tido o melhor desempenho no capítulo anterior, foi mantido para avaliar o seu comportamento utilizando dados reais.

Cada manobra foi repetida 4 vezes em voo, de forma que 3 repetições seriam utilizadas na estimação e a 4ª será utilizada na validação. Para cada modo, longitudinal e látero-direcional, existem um conjunto com três manobras diferentes. Portanto multiplicando as três manobras de um conjunto pelas 3 repetições de cada manobra resulta 9 sinais diferentes para o modo longitudinal e 9 sinais diferentes para o látero-direcional, o que corresponde a execução de 18 processos de estimacões. Porém, cada sinal foi submetido a estimação pelos algoritmos *n4sid*, *greyest* sequenciado e *greyest* iterado. Sendo assim o número final previsto de estimacões seria 54. Para executar esta grande quantidade de estimacões foi criado um código no MATLAB que automatizou este processo.

Este código foi estruturado de forma que os sinais relativos a cada manobra já estavam pré-definidos com base nos registros do apêndice B. Sendo assim restava ao código direcionar estes sinais aos respectivos estimadores e gravar os modelos estimados

de forma organizada. Assim como no capítulo 5, os sinais que continham duas manobras sequenciadas, por exemplo, pulso seguido de *doublet* no profundor, ou *bank-to-bank* no aileron seguido de *doublet* no leme, foram direcionados para os estimadores *n4sid* e *greyest* sequenciado. As manobras independentes foram inseridas no *greyest* iterado. Após identificar todos os modelos possíveis, o código chamava uma função que convertia os elementos das matrizes dos modelos estimados em coeficientes adimensionais. Além disso, a cada estimação gerava-se a porcentagem de *fit* daquele modelo. Este código realizava todos os procedimentos primeiramente para o modo longitudinal e posteriormente para o látero-direcional.

6.6.1 Estimação utilizando o algoritmo *greyest*

Antes de executar o código também já haviam sido pré-definidos os vetores contendo o chute inicial para os parâmetros a serem estimados pelos algoritmos *greyest*. Estes chutes iniciais foram obtidos fornecendo ao software as informações apresentadas na seção 6.2.3 relativas ao sinal sob análise. Vale lembrar que cada sinal inserido no estimador corresponde a um momento diferente do voo com velocidades e orientações diferentes. Isto implica que para cada vez que um sinal diferente seja inserido no estimador *greyest*, deve-se gerar um novo chute inicial no XFLR5 considerando os estados iniciais do aeromodelo no momento correspondente. Sendo assim considerando que no modo longitudinal existem 3 tipos de manobras e que cada uma executada pelo menos 3 vezes no algoritmo *greyest*, isto resulta em 9 vetores de chute inicial diferentes. A mesma lógica se aplica ao modo látero-direcional. Portanto, gerou-se um chute inicial no XFLR5 para cada sinal analisado, a fim de tentar fornecer ao estimador os melhores valores a fim de gerar uma estimação adequada.

Os modelos iniciais utilizados no algoritmo *greyest* tiveram o formato apresentado pelas matrizes das equações 6.12 e 6.13, de forma que em cada modelo foram estimados 15 parâmetros como se pode observar por estas equações. Os valores para w_0 , u_0 e θ_0 são referentes as velocidades e ângulo da suposta condição de trim que precede a excitação dos veículo.

$$A_0 = \begin{bmatrix} \text{par}(1) & \text{par}(2) & \text{par}(3) - w_0 & g \cos(\theta_0) \\ \text{par}(4) & \text{par}(5) & \text{par}(6) + u_0 & -g \sin(\theta_0) \\ \text{par}(7) & \text{par}(8) & \text{par}(9) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad B_0 = \begin{bmatrix} \text{par}(10) & \text{par}(11) \\ \text{par}(12) & \text{par}(13) \\ \text{par}(14) & \text{par}(15) \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6.12)$$

$$A_0 = \begin{bmatrix} \text{par}(1) & \text{par}(2) + w_0 & \text{par}(3) - u_0 & g \cos(\theta_0) \\ \text{par}(4) & \text{par}(5) & \text{par}(6) & 0 \\ \text{par}(7) & \text{par}(8) & \text{par}(9) & 0 \\ 0 & 1 & \tan(\theta_0) & 0 \end{bmatrix} \quad B_0 = \begin{bmatrix} \text{par}(10) & \text{par}(11) \\ \text{par}(12) & \text{par}(13) \\ \text{par}(14) & \text{par}(15) \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6.13)$$

Uma vez que foi dado o comando de execução das estimações no *greyest* o código reportou, em quase todos os sinais inseridos, a impossibilidade de se completar as estimações nos algoritmos devido a instabilidade apresentada pelo modelo inicial fornecido ao estimador. Basicamente, o algoritmo *greyest* não conseguia convergir para uma solução com os parâmetros iniciais e os próprios sinais fornecidos, tanto nas estimações longitudinais quanto látero-direcionais.

Existem algumas possíveis causas para este problema. A primeira seria pela ausência de um estado de trim, com a aeronave nivelada. Como demonstrado na seção anterior, instantes antes da manobra, o piloto ainda estava estabilizando a aeronave e alguns estados estavam variando no início assim que uma manobra teve início. Para tentar solucionar esta questão, no tratamento dos sinais foi feito um ajuste de forma a criar artificialmente uma condição de trim para o sinal. A figura 74 ilustra o que seria esse ajuste. A região avermelhada do sinal não é dado gravado em voo, mas foi criada utilizando o mesmo valor da inicial daquele estado, no caso da figura 74, o ângulo θ , para simular a condição de trim.

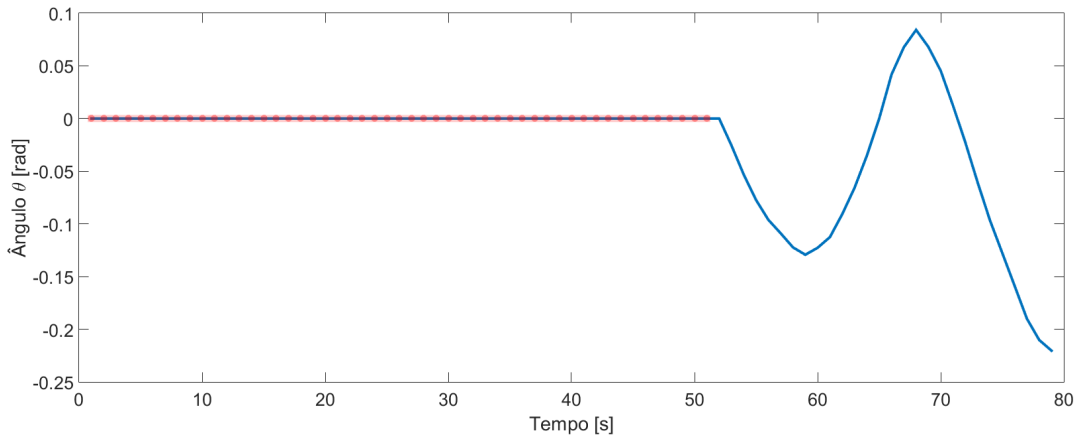


Figura 74 – Ocorrência de acoplamento entre dinâmica longitudinal e látero-direcional da manobra pulso no profundor da figura 66

Um outro ajuste feito nos sinais foi a subtração de todos os pontos do sinal pelo seu valor inicial θ_0 no caso da figura 74, a fim de colocar o sinal no ponto de operação ou de trim. Por isto, repare que nesta figura que o sinal começa em zero radianos. Esta figura está utilizando o estado θ para exemplificar o que foi feito com todos os estados. Uma

outra possível causa para o não funcionamento do algoritmo *greyest*, que está relacionada ao motivo anterior, é o valor inadequado dos chutes iniciais gerados no XFLR5.

O XFLR5 calculou estes chutes iniciais a partir, apenas, das informações dos ângulos α , β e ϕ , sem considerar as condições iniciais de todos estados. Desta forma sem uma clara definição da condição de trim, o XFLR5 tentou estimar com o mínimo de informações qual seria o espaço de estados que descrevesse a o veículo com base naqueles estados. Esta parece ser a causa mais provável, pois houveram alguns sinais que conseguiram ser estimados no *greyest*, porém com porcentagem de *fit* $< 5\%$.

Um outro problema identificado somente após início do uso XFLR5 é a ausência do recurso de cálculo das derivadas de controle para o modo látero-direcional. Em versões anteriores este software, contava com este recurso, porém foi retirado das versões mais atualizadas. Uma possível solução para esta questão seria buscar nas bibliografias valores de derivadas de veículos com porte semelhante ao do VR-01 e utilizar como chute inicial. Outra possibilidade seria de utilizar o software Tornado para gerar estes chutes iniciais e assim comparar com o desempenhos dos parâmetros gerados pelo XFLR5. Contudo, acredita-se que a solução mais eficaz seria a de conseguir fazer com que os sinais gravados em voo apresentassem o comportamento da condição de trim instantes antes da execução das manobras.

6.6.2 Estimação utilizando o algoritmo *n4sid*

Em vista do problema reportado com o algoritmo *greyest* o processo de estimação dos espaços de estados de ambos modos dinâmicos foi feito apenas utilizando o algoritmo *n4sid*.

O algoritmo *greyest* tem a vantagem em relação ao *n4sid* de permitir que o usuário informe dados e informações previamente conhecidas sobre o modelo a fim de direcionar a busca, pelo identificador, do melhor modelo. Porém esta flexibilidade/vantagem pode ser um problema se os dados inseridos não forem adequados. O *n4sid* foi executado sem dificuldades.

6.6.2.1 Modo látero-direcional do VR-01

As manobras utilizadas para identificação látero-direcional com o *n4sid* correspondem as manobras *aileron/leme 1, 2, 3, 4* da tabela 44 no apêndice B. Ao todo foram estimados três modelos látero-direcionais no *n4sid* utilizando as manobras *aileron/leme 1, 2 e 3*. Os sinais da quarta manobra *aileron/leme 4* foram utilizados para validar os modelos estimados a partir das outras manobras.

A figura 75 apresenta a comparação das respostas dos três modelos estimados em relação aos sinais de validação que são oriundo da manobra *aileron/leme 4*. Observa-se

que não há um bom ajuste na maioria dos casos entre os sinais. A tabela 32 traz uma análise quantitativa em porcentagem de ajuste destes sinais. A partir dessas comparações, observa-se que o modelo 1 foi que gerou respostas com melhores ajustes, porém ainda assim pequeno, abaixo de 50%.

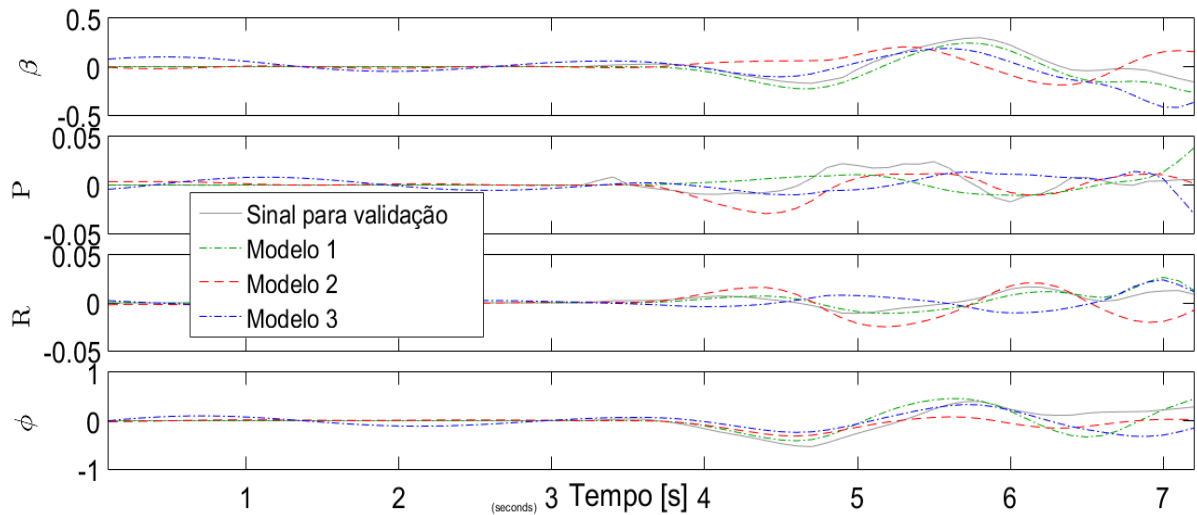


Figura 75 – Comparação gráfica dos ajustes das respostas dos modelos látero-direcionais estimados em relação aos sinais de validação

Tabela 32 – Porcentagens de ajuste das respostas dos modelos látero-direcionais estimados às resposta de validação.

variável \ modelo	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
β	47,57%	0%	0%
P	0%	0%	0%
Q	32,59%	0%	0%
ϕ	24,19%	26,32%	2,2%

Uma vez estimados os modelos látero-direcionais, o passo subsequente foi de converter suas derivadas para coeficientes adimensionais. A tabela 33 mostra estes coeficiente e mostra a média resultante destes. Espera-se que com a média possa haver uma compensação entre os coeficientes estimados de cada modelo, gerando um valor talvez melhor do que de um modelo estimado sozinho.

Tabela 33 – Coeficientes látero-direcionais dos modelos estimados VR-01

Coeficientes adimensionais	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Média simples dos modelos
Cy_β	-0,0591	-0,2395	0,0082	-0,0968
Cy_p	-0,4252	-46,7283	-8,5398	-18,5644
Cy_r	-19,7207	-52,8442	19,7012	-17,6212
Cy_{da}	0,0069	-0,0380	0,0277	-0,00113
Cy_{dr}	0,0636	-0,0051	-0,0916	-0,01103
Cl_β	-0,0018	-2,3385e-04	3,1868e-04	-0,00057
Cl_p	-0,2194	-0,0148	-0,1417	-0,1253
Cl_r	-0,0635	0,0278	-0,3623	-0,13267
Cl_{da}	-1,5680e-04	3,9399e-04	5,3939e-04	0,000259
Cl_{dr}	-2,3270e-04	2,1453e-04	0,0020	0,000661
Cn_β	0,0013	0,0014	2,0566e-05	0,000907
Cn_p	0,1334	0,2014	-0,1073	0,075833
Cn_r	-0,0090	0,1803	-0,3788	-0,06917
Cn_{da}	-1,1633e-04	-4,1789e-04	4,9239e-04	-1,4E-05
Cn_{dr}	9,2838e-04	-2,3289e-04	0,0019	0,000865

6.6.2.2 Modo longitudinal do VR-01

As manobras utilizadas para identificação longitudinal com o *n4sid* correspondem as manobras *pulso/doublet profundor 1, 2, 3, 4* da tabela 43 no apêndice B. Assim como para o látero-direcional, neste caso também foram estimados três modelos longitudinais no *n4sid* utilizando as as manobras *pulso/doublet profundor 1, 2 e 3*. Os sinais da quarta manobra *pulso/doublet profundor 4* foram utilizados para validar os modelos estimados previamente.

A figura 76 apresenta a comparação das respostas dos três modelos estimados em relação aos sinais de validação que são oriundo da manobra *pulso/doublet profundor 4*. Observa-se novamente que não há um bom ajuste evidente na maioria dos sinais. A tabela 34 traz uma análise quantitativa em porcentagem de ajuste destes sinais. A partir dessas comparações, observa-se que desta vez o modelo 3 foi o que gerou respostas com melhores ajustes. Porém, estas porcentagens foram ainda menores que no látero-direcional.

Tabela 34 – Porcentagens de ajuste das respostas dos modelos longitudinais estimados às resposta de validação.

variável \ modelo	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
V_T	0%	0%	0%
α	0%	0%	24,14 %
\mathbf{Q}	0%	0%	13,58%
θ	34,22%	0%	4,69%

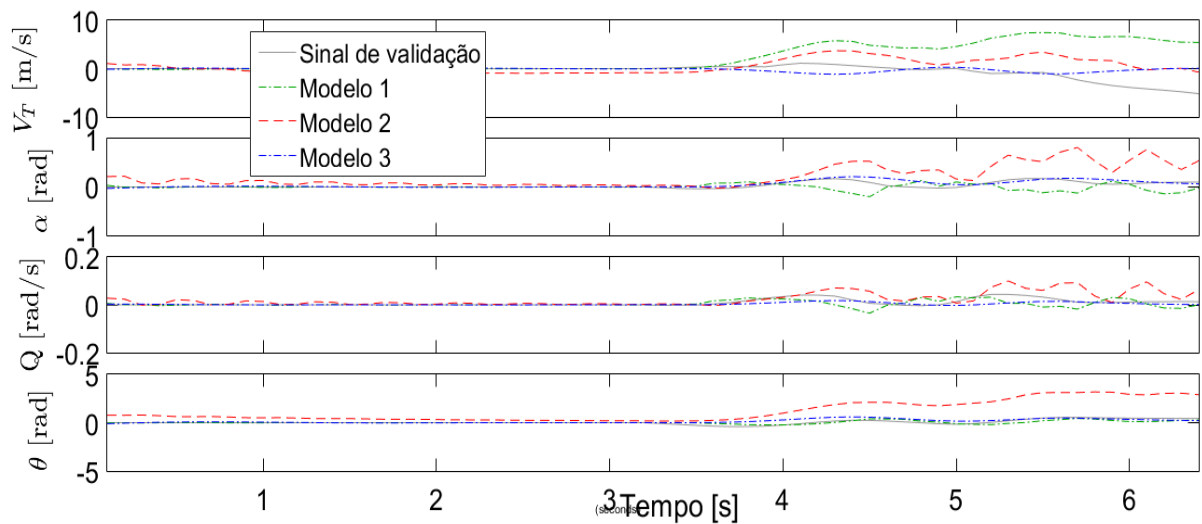


Figura 76 – Comparação gráfica dos ajustes das respostas dos modelos longitudinais estimados em relação aos sinais de validação

Assim como feito anteriormente as derivadas dos modelos estimados foram convertidas em coeficientes adimensionais observados na tabela 35. Tomou-se a média simples a fim de investigar se o desempenho dos parâmetros estimados poderia ser melhor na modelagem não-linear.

Tabela 35 – Coeficientes longitudinais dos modelos estimados VR-01

Coeficientes adimensionais	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Média simples dos modelos
C_D	0,0480	0,0480	0,0480	0,048
$C_{D\alpha}$	2,9792	-2,4839	-0,7590	-0,0879
C_{Dq}	-2,0542e+03	3,5569e+03	-1,9552e+03	-150,833

$C_{D_{de}}$	3,7028	3,1862	-0,2252	2,221267
C_{L_0}	1,1700	1,1700	1,1700	1,17
C_{L_α}	-1,3459	1,4248	0,1555	0,078133
C_{L_q}	1,0364e+03	-1,3767e+03	80,8626	-86,4791
$C_{L_{de}}$	0,3049	-0,7368	0,0174	-0,13817
C_m	0,0920	0,0920	0,0920	0,092
C_{m_α}	0,0472	-0,0853	-0,0039	-0,014
C_{m_q}	-30,8059	79,4008	-3,5772	15,0059
$C_{m_{de}}$	-0,0235	0,0421	-0,0011	0,005833

6.6.2.3 Discussão dos resultados das estimações e sugestões de melhorias futuras

Como pode-se observar pelas tabelas 32 e 34, os modelos látero-direcionais e longitudinais estimados pelo *nsid* não conseguiram prever as respostas reais gravadas em voo do aeromodelo. Na maioria dos estados destas tabelas, o ajuste foi de 0%. O melhor ajuste encontrado foi apenas de 47%, porém apenas em um sinal. Com base no critério de validação utilizado, este modelos estimados não são capazes de prever as respostas do VR-01 e, portanto, não pode-se assumir que as derivadas estimadas são as derivadas do aeromodelo.

Caso os modelos lineares estimados tivessem apresentado porcentagens melhores de ajuste, os coeficientes calculados nas tabelas 33 e 35 seriam inseridos num modelo não-linear construído no Simulink a partir de uma adaptação da modelagem mostrada para o Cessna no capítulo 5. Contudo, como as derivadas dimensionais não são validadas como parâmetros do VR-01, os coeficientes adimensionais não serão.

Existem algumas possibilidades que justifiquem este resultado indesejado das estimações. O primeiro e mais provável é o efeito das perturbações gravadas durante o voo. Como foi discutido em seções anteriores, rajadas de vento estiveram presentes durante os experimentos e dificultaram inclusive para que o piloto conseguisse manter o aeromodelo no ponto de operação. O fato de não manter o veículo estabilizado no ponto de operação dificulta para que um modelagem linear consiga descrever bem a dinâmica do veículo. Como visto no capítulo 3 um modelo linear consegue descrever o movimento de uma aeronave ao assumir que há pequenas variações.

O problema do vento é ainda mais relevante para o caso do VR-01 por ser um aeromodelo de massa pequena, pois as rajadas de vento podem ser capazes de deslocar o aeromodelo e de mudar sua orientação consideravelmente. Este fato polui os dados gravados em voo e induz o estimador a tentar estimar um modelo que consiga prever uma resposta que não é relativa ao comportamento natural do veículo.

Algumas sugestões para lidar com os ventos seriam encontrar um local fechado que comportasse a possibilidade de executar os voos ou então agendar a realização dos voos para as primeiras horas do dia como 6 e 7 horas da manhã a fim de evitar as movimentações das massas de ar devido aos efeitos térmicos. Outra opção é estudar de forma mais aprofundada como modelar este tipo de perturbação e buscar estimadores que conseguem lidar bem com este problema.

Outra problema pode estar relacionado aos sensores utilizados, pois como visto na tabela 30 alguns sinais foram gravados com taxas de amostragem baixa. Isto chegou a ser um problema nas primeiras tentativas de uso do *n4sid*, pois o algoritmo não conseguia funcionar acusando que havia poucos dados disponíveis para que fosse possível estimar algum modelo. Além disso, houve uma diferença muito grande entre a frequência de alguns sensores como a IMU (89 Hz) e o do sinal de velocidade (3,16 Hz). Como discutido anteriormente na seção 6.5.3 optou-se por uniformizar os dados em torno de 89 Hz o que gerou muitos dados artificiais para o sinal de velocidade, ao invés de perder dados amostrados pela IMU. O trabalho de Simmons, McClelland e Woolsey (2018) também se baseou no uso dos sensores da Pixhawk, porém os sinais da IMU, por exemplo, apresentaram taxa de amostragem diferente do presente trabalho. Desta forma sugere-se uma investigação para averiguar se os sensores do aeromodelo estão coletando dados da forma como deveriam. Seria interessante que nos futuros trabalhos considerassem a possibilidade de utilizar sensores com maiores taxas de amostragem e até mesmo de adicionar sensores complementares aos atuais, como os medidores de ângulo de ataque e derrapagem.

Um outro ponto que pode ser melhorado nos futuros trabalhos é a execução das manobras *doublet*. Como foi discutido na seção 6.5.3, esta manobra no leme e no profundor excitaram a frequência desejada, porém não tão bem como se gostaria. Para ajudar a solucionar esta questão poderia desenvolver um sistema que executasse a deflexão das superfícies de controle de acordo com a manobra planejada no computador no instante que o usuário autorizasse.

A Pixhawk, apesar de conter um *firmware* de autopiloto, não permite que comandos como *doublet* projetados em computador sejam enviados para as superfícies de controle. Porém, poderia ser investigado em profundidade se este autopiloto não poderia ser utilizado de forma híbrida com os comandos do piloto de forma que o autopiloto estabilizasse a aeronave no ponto de operação e em seguida o piloto assumisse o controle manual e executasse uma manobra.

Em virtude da dificuldade observada em relação algoritmo *greyest* recomenda-se que se utilize o software Tornado para gerar estimativas preliminares e assim comparar com as deste trabalho geradas pelo XFLR5. Além disso, pode ser interessante investigar novamente a possibilidade de tentar utilizar algum outro método de estimação, como o Método de Erro de Saída discutido no capítulo 2, pois há trabalhos obtiveram bons resul-

tados com este, por exemplo [Paw \(2009\)](#), [Fischer \(2017\)](#) ou o Método de Erro de Filtro que seria ainda mais adequado para lidar com perturbações de vento. Outra opção que deveria ser analisada é de realizar a estimação direta via modelagem não-linear do aeromodelo, pois pode ser que se encontre melhores resultados diante estas não-linearidades inseridas pelas perturbações presentes em voo.

7 Conclusão

O objetivo geral deste trabalho foi de identificar os parâmetros de estabilidade e controle do aeromodelo VR-01. Para isto foi estruturada uma metodologia composta de cinco etapas: definição da estrutura do modelo matemático para estimação, estimação preliminar das derivadas de estabilidade e controle, planejamento do experimento, definição do método de estimação e validação do modelo.

Esta metodologia foi testada em um modelo não-linear de simulação da aeronave Cessna 172p. Para a identificação deste sistema foram feitos a linearização do modelo simulador, o design de manobras *bank-to-bank*, *doublet*, pulso para a excitação dos modos dinâmicos, coleta de dados em voo simulado, estimação dos parâmetros do modelo linear utilizando os algoritmos *n4sid* e *greyest* do MATLAB, análises de validação dos modelos lineares estimados, conversão das derivadas estimadas em coeficientes adimensionais e análise da capacidade preditiva do modelo não-linear resultante da identificação.

A estimação de parâmetros dos modelos lineares longitudinais e látero-direcionais para o Cessna resultou em modelos lineares capazes de prever respostas com mais de 90% de ajuste. Os algoritmos de estimação *greyest* sequenciado e *n4sid* apresentaram respectivamente o melhor e o segundo melhor resultado em ambos modos dinâmicos. Os parâmetros lineares estimados foram convertidos em coeficientes adimensionais e obteve-se assim um modelo não-linear com coeficientes oriundos do processo de identificação. Este novo modelo apresentou acurácia na predição de algumas respostas em quanto que divergiu em outras.

A metodologia desenvolvida no capítulo 4 e testada no modelo do Cessna no capítulo 5 foi aplicada na prática ao aeromodelo real VR-01 no capítulo 6. Este aeromodelo (em específico suas superfícies aerodinâmicas e a distribuição de massas) foi modelado com o máximo de detalhes disponíveis no software XFLR5, a fim de obter os modelos preliminares látero-direcional e longitudinal em espaços de estados do veículo. Além disso, o aeromodelo foi submetido ao experimento de pêndulo composto e bifilar a fim de obter os momentos de inércia I_x , I_y e I_z .

Na preparação para o voo de coleta de dados tratou-se dos sensores utilizados bem como das preocupações para evitar ruídos e outros problemas durante a coleta dos dados em voo. As manobras e o plano de voo foram definidos. Os dois dias de voos realizados para aquisição dos dados foram relatados informando os principais desafios encontrados. Dentre os desafios destacam-se a presença de perturbação do vento durante o voo, a dificuldade de manter o veículo estabilizado em um ponto de operação, o fator humano no controle do aeromodelo, a imperfeição dos sensores na amostragem dos dados, a presença de sensores

com taxas de amostragens diferentes.

Os algoritmos de estimação *greyst* iterado e *greyst* sequenciado apresentaram instabilidade durante sua execução e por isso não conseguiram estimar modelos tanto para o modo longitudinal quanto para o látero-direcional. Acredita-se que a principal causa seja o fato de que existiram muitas perturbações de vento em voo, houve dificuldade em *trimar* o veículo antes das manobras, bem como a presença de erros de medição dos estados. O algoritmo *n4sid* foi executado sem problemas, porém estimou modelos para ambos modos dinâmicos que não foram aprovados de acordo com os critérios de validação.

Recomenda-se que os futuros trabalhos estudem mais detalhadamente como lidar com as perturbações existentes em voo durante a coleta de dados, ou que se agende a realização do voo para as primeiras horas do dia como 6 e 7 horas da manhã para evitar as movimentações térmicas das massas de ar. Sugere-se ainda que verifiquem a possibilidade de utilizar sensores com maiores taxas de amostragem. Também é interessante que se encontre uma forma de executar os comandos de manobras de forma automatizada e não manualmente por um piloto. Além disso, sugere-se que verifiquem a possibilidade de utilizar o autopiloto padrão da Pixhawk como recurso para auxiliar na estabilização do aeromodelo e na manutenção da condição de trim antes da manobra.

Com relação aos métodos de estimação, recomenda-se que seja reconsiderada a possibilidade de se codificar e utilizar o método de estimação de Erro de Saída discutido no capítulo 2, pelo fato de ser um método que apresentou sucesso em diversas bibliografias ou o Método de Erro de Filtro que seria ainda mais apropriado para lidar com as perturbações de vento. Por fim, sugere-se também estudar de forma mais aprofundada a possibilidade de realizar a identificação a partir de uma modelagem não-linear do aeromodelo.

Referências

ALLERTON, D. *Principles of flight simulation*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2009. Citado 6 vezes nas páginas 30, 42, 43, 45, 48 e 49.

ARDUPILOT. *Managing Gyro Noise with the Static Notch and Dynamic Harmonic Notch Filters*. 2019. <<http://ardupilot.org/plane/docs/common-imu-notch-filtering.html>>. Accessed: 2019-11-09. Citado 2 vezes nas páginas 128 e 129.

ARDUPILOT. *Vibration Damping*. 2019. <<https://ardupilot.org/plane/docs/common-vibration-damping.html>>. Accessed: 2019-11-09. Citado na página 123.

ASSEMBLAL, H.-E. *Traitement et analyse d'images IRM de diffusion pour l'estimation de l'architecture locale des tissus*. Tese (Doutorado), 2010. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 45.

BATTISTINI, S. *Linearization*. Dissertação (Mestrado) — Material apresentado para a disciplina de Mecânica do Voo da Universidade de Brasília, Brasil, 2016. Citado na página 57.

BITTENCOURT, M. C. et al. *Identificação de sistemas dinâmicos lineares: métodos paramétricos e não paramétricos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de Brasília, Brasil, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 30, 34 e 39.

BLACK, H. D. Early development of transit, the navy navigation satellite system. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, v. 13, n. 4, p. 577–585, 1990. Citado na página 129.

CAMPA, G. et al. Design and flight-testing of non-linear formation control laws. *Control Engineering Practice*, Elsevier, v. 15, n. 9, p. 1077–1092, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 42, 61 e 62.

CAROLINA, A. et al. Experimental versus computational determination of the dynamical model of a glider. 2019. Citado na página 69.

CHARLIE. *Modeling Vehicle Dynamics – Euler Angles*. 2019. <<https://charlestytler.com/modeling-vehicle-dynamics-euler-angles/>>. Accessed: 2019-12-12. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 45.

COOK, M. V. *Flight dynamics principles: a linear systems approach to aircraft stability and control*. [S.l.]: Butterworth-Heinemann, 2012. Citado 3 vezes nas páginas 9, 54 e 58.

DEPERROIS, A. Xflr5 analysis of foils and wings operating at low reynolds numbers. *Guidelines for XFLR5*, 2009. Citado na página 105.

DINH, A. B.; NGO, K. H.; NGUYEN, N. V. An efficient low-speed airfoil design optimization process using multi-fidelity analysis for uav flying wing. *PROCEEDING of Publishing House for Science and Technology*, v. 1, n. 1, 2016. Citado na página 69.

DOROBANTU, A. et al. System identification for small, low-cost, fixed-wing unmanned aircraft. *Journal of Aircraft*, American Institute of Aeronautics and Astronautics, v. 50, n. 4, p. 1117–1130, 2013. Citado 4 vezes nas páginas 31, 65, 83 e 90.

DRONECODE. *Pixhawk 1 Flight Controller*. 2019. <https://docs.px4.io/v1.9.0/en/flight_controller/pixhawk.html>. Accessed: 2019-11-09. Citado 3 vezes nas páginas 11, 62 e 120.

DURHAM, W. *AIRCRAFT FLIGHT DYNAMICS AND CONTROL*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2013. v. 1. Citado 7 vezes nas páginas 30, 42, 43, 46, 50, 59 e 70.

EUROPÉIA-BRASIL, D. S. U. *Estudo Sobre a Indústria Brasileira e Europeia de Veículos Aéreos Não Tripulados*. Brasil, 2017. 91 p. Citado na página 28.

FISCHER, C. *IDENTIFICAÇÃO DO MODELO LÁTERO-DIRECIONAL DE UM VEÍCULO AÉREO NÃO TRIPULADO, VECTOR-P*. Dissertação (Mestrado) — INSTITUTO TECNOLÓGICO DE AERONÁUTICA, Brasil, 2017. Citado 11 vezes nas páginas 9, 31, 37, 42, 43, 61, 62, 63, 64, 69 e 145.

HOFFER, N. V. System identification of a small low-cost unmanned aerial vehicle using flight data from low-cost sensors. 2014. Citado na página 71.

JATEGAONKAR, R. V. *Flight Vehicle System Identification: A Time Domain Methodology*. [S.l.]: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2006. Citado 23 vezes nas páginas 9, 27, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40, 41, 58, 59, 60, 61, 63, 64, 65, 70 e 71.

JOHANSEN, T. A. et al. On estimation of wind velocity, angle-of-attack and sideslip angle of small uavs using standard sensors. In: IEEE. *2015 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. [S.l.], 2015. p. 510–519. Citado na página 62.

KEESMAN, K. J. *System identification: an introduction*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2011. Citado 6 vezes nas páginas 9, 30, 32, 33, 34 e 40.

KLEIN, V.; MORELLI, E. A. *Aircraft system identification: theory and practice*. [S.l.]: American Institute of Aeronautics and Astronautics Reston, VA, 2006. Citado 4 vezes nas páginas 35, 65, 71 e 127.

LJUNG, L. *System identification: theory for the user*. Prentice-Hall, 1987. (Prentice-Hall information and system sciences series). ISBN 9780138816407. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=gpVRAAAAMAAJ>>. Citado 10 vezes nas páginas 9, 30, 31, 32, 33, 34, 36, 39, 64 e 71.

LJUNG, L. *System identification toolbox: User's guide*. [S.l.]: Citeseer, 1995. Citado na página 63.

NAPOLITANO, M. R. Development of formation flight control algorithms using 3 yf-22 flying models. p. 223, 04 2005. Citado 3 vezes nas páginas 31, 59 e 64.

NELSON, R. C. et al. *Flight stability and automatic control*. [S.l.]: WCB/McGraw Hill New York, 1998. v. 2. Citado 10 vezes nas páginas 9, 42, 48, 51, 55, 56, 57, 83, 90 e 126.

- NEPOMUCENO, L. M. *ESTIMATIVA DE PARAMETROS AERODINAMICO S LONGITUDINAIS DE UMA AERONAVE DE COMBATE EM SUBESCALA*. Dissertação (Mestrado) — INSTITUTO TECNOLÓGICO DE AERONÁUTICA, Brasil, 2017. Citado 4 vezes nas páginas 31, 63, 64 e 69.
- PATANKAR, S.; SCHINSTOCK, D.; CAPLINGER, R. Application of pendulum method to uav momental ellipsoid estimation. In: *6th AIAA Aviation Technology, Integration and Operations Conference (ATIO)*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 7820. Citado na página 117.
- PAW, Y. C. *Synthesis and Validation of Flight Control for UAV*. Dissertação (Mestrado) — UNIVERSITY OF MINNESOTA, Estados Unidos da América, 2009. Citado 6 vezes nas páginas 31, 42, 61, 63, 117 e 145.
- SHAQURA, M.; CLAUDEL, C. A hybrid system approach to air data estimation in unmanned aerial vehicles. In: *Real-Time and Embedded Technology and Applications Symposium, WiP*. [S.l.: s.n.], 2014. Citado na página 62.
- SIMMONS, B. M.; MCCLELLAND, H. G.; WOOLSEY, C. A. Nonlinear model identification methodology for small, fixed-wing, unmanned aircraft. *Journal of Aircraft*, American Institute of Aeronautics and Astronautics, v. 56, n. 3, p. 1056–1067, 2018. Citado 5 vezes nas páginas 31, 65, 69, 71 e 144.
- SOULE, H. A.; MILLER, M. P. The experimental determination of the moments of inertia of airplanes. 1934. Citado 5 vezes nas páginas 68, 111, 112, 113 e 116.
- STEVENS, B. L.; LEWIS, F. L. *Aircraft Control and Simulation*. [S.l.]: Wiley-Interscience, 1992. Citado 10 vezes nas páginas 9, 31, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48 e 50.
- Aero Magazine. *Como fazer o balanceamento de sua aeronave*. 2014. <https://aeromagazine.uol.com.br/artigo/como-fazer-o-balanceamento-de-sua-aeronave_1641.html>. Accessed: 2019-09-10. Citado na página 111.
- FlightGear 2016.3.1. *c172p.xml*. 2016. Citado 6 vezes nas páginas 13, 153, 154, 155, 156 e 157.
- MathWorks. *compare*. 2019. <https://www.mathworks.com/help/ident/ref/compare.html#mw_d5add924-0181-4ed8-bfc6-2b7486bb8f3b>. Accessed: 2019-10-10. Citado na página 65.
- TISCHLER, M. B.; REMPLE, R. K. Aircraft and rotorcraft system identification. *AIAA education series*, p. 72, 2006. Citado na página 71.
- TOOLS, A. *NACA 4 digit airfoil generator*. 2019. <<http://airfoiltools.com/airfoil/naca4digit>>. Accessed: 2019-10-05. Citado na página 107.
- UBIRATAN, E. *Carro voador da Embraer poderá ser realidade*. 2019. <https://aeromagazine.uol.com.br/artigo/embraer-aposta-em-carro-voador-e-em-tecnologias-de-mobilidade-urbana_4205.html>. Accessed: 2019-05-05. Citado na página 28.
- WIKIPEDIA. *Phugoid*. 2019. <<https://en.wikipedia.org/wiki/Phugoid>>. Accessed: 2019-11-09. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 53.

ZADEH, L. A. From circuit theory to system theory. *Proceedings of the IRE*, IEEE, v. 50, n. 5, p. 856–865, 1962. Citado na página [32](#).

Apêndices

APÊNDICE A – Parâmetros do Cessna 172p do simulador *FlightGear*

Tabela 36 – Parâmetros do modelo simulador do Cessna 172 ([FlightGear 2016.3.1](#), 2016)

Nome do parâmetro	Valor	Unidade
Corda aerodinâmica média	1,49	m
Envergadura da asa	10,91	m
Área de referência da asa	16,1651	m^2
Corda da asa	1,49	m
empuxo	2150	N
massa	680,4	kg
Posição do CG	[1,0414 0 0,9271]	m
Posição do Centro Aerodinâmico	[1,1938 0 1,50876]	m
Ix	1285,3154	kg x m^2
Iy	1824,9309	kg x m^2
Iz	2666,8939	kg x m^2
Deflexão máxima aileron	15	graus
Deflexão mínima aileron	-20	graus
Deflexão máxima profundor	23	graus
Deflexão mínima profundor	-28	graus
Deflexão máxima leme	16	graus
Deflexão mínima leme	-16	graus
CD0	0,027	-
CDalpha	Look up table	-
CDbeta	0,15	-
Cybeta	Look up table	-
Cydr	0,0374	-
CLalpha	Look up table	-
CLq	3,9000	-
CLalphadot	1,7	-
CLde	0,4300	-
Clbeta	Look up table	-
Clp	Look up table	-
Clr	0,0798	-

Tabela 36 – Parâmetros do modelo simulador do Cessna
172 ([FlightGear 2016.3.1](#), 2016)

Nome do parâmetro	Valor	Unidade
Clda	0,229	-
Cldr	0,0147	-
Cm0	0,1	-
Cmalpha	-1,8	-
CmAlphadot	-7,27	-
Cmq	-12,4000	-
Cmde	-1,800	-
Cnbeta	Look up table	-
Cnr	-0,0937	-
Cnda	-0,016	-
Cndr	-0,0645	-

Tabela 37 – Look up table - $CD\alpha$ ([FlightGear 2016.3.1](#), 2016)

Param.CDalpha	
Alpha [rad]	CD
0,0041	-0,0873
0,0013	-0,0698
0,0001	-0,0524
0,0003	-0,0349
0,002	-0,0175
0,0052	0
0,0099	0,0175
0,0162	0,0349
0,024	0,0524
0,0334	0,0698
0,0442	0,0873
0,0566	0,1047
0,0706	0,1222
0,086	0,1396
0,0962	0,1571
0,1069	0,1745
0,118	0,192
0,1298	0,2094

Tabela 37 – Look up table - $CD\alpha$ ([FlightGear 2016.3.1, 2016](#))

Param.CDalpha	
0,1424	0,2269
0,1565	0,2443
0,2537	0,3491
0,45	0,5236
0,7	0,6981
1	0,8727
1,355	1,0472
1,5	1,221
1,57	1,396
1,6	1,571

Tabela 38 – Look up table - $CY\beta$ ([FlightGear 2016.3.1, 2016](#))

Param.Cybeta	
Beta [rad]	Cybeta
-0,349	0,137
0	0
0,349	-0,137

Tabela 39 – Look up table - $CL\alpha$ ([FlightGear 2016.3.1, 2016](#))

Param.CLalpha	
Alpha [rad]	CLalpha
-0,09	-0,22
0	0,25
0,09	0,73
0,1	0,78
0,12	0,79
0,14	0,81
0,16	0,82
0,17	0,83
0,19	0,85
0,21	0,86

Tabela 39 – Look up table - $CL\alpha$ ([FlightGear 2016.3.1, 2016](#))

Param.CLalpha	
0,24	0,88
0,26	0,90
0,28	0,92
0,30	0,95
0,32	0,99
0,34	1,05
0,36	1,15
0,52	1,47
0,70	1,65
0,87	1,47
1,05	1,17
1,57	0,01

Tabela 40 – Look up table - $Cl\beta$ ([FlightGear 2016.3.1, 2016](#))

Param.Clbeta	
Beta [rad]	Clbeta
-0,349	0,0322
0	0
0,349	-0,0322

Tabela 41 – Look up table - Clp ([FlightGear 2016.3.1, 2016](#))

Param.Clp	
P [rad/s]	Clp
-20	20
-10	9,68
-5	2,42
0	0
5	-2,42
10	-9,68
20	-20

Tabela 42 – Look up table - $C_{n\beta}$ ([FlightGear 2016.3.1, 2016](#))

Param.Cnbeta	
Beta [rad]	Cnbeta
-0,349	-0,0205
0	0
0,349	0,0205

APÊNDICE B – Registros dos instantes de tempo de execução das manobras em voo

Tabela 43 – Registro dos instante de execução das manobras longitudinais

Manobras - longitudinal	Horário de inicio	Horário de fim	Instante de início [s]	Instante de fim [s]	Duração [s]
pulso profundor 1	10:15:15	10:15:18	174,81	178,37	3,5596
pulso profundor 2	10:15:46	10:15:50	206,3	210	3,697
pulso profundor 3	10:16:20	10:16:24	240,37	243,71	3,3358
pulso profundor 4	10:17:00	10:17:03	279,61	283,1	3,4906
doublet profundor 1	10:18:14	10:18:20	354,42	359,68	5,256
doublet profundor 2	10:18:51	10:18:55	391,15	395,4	4,2467
doublet profundor 3	10:20:10	10:20:13	470,13	473,22	3,0882
doublet profundor 4	10:20:38	10:20:40	497,63	500,51	2,8843
pulso/doublet profundor 1	10:21:08	10:21:12	528,29	532,32	4,035
pulso/doublet profundor 2	10:21:33	10:21:37	553,28	557,51	4,2298
pulso/doublet profundor 3	10:21:59	10:22:02	579,09	582,35	3,2589
pulso/doublet profundor 4	10:22:43	10:22:47	623,42	626,72	3,3004

Tabela 44 – Registro dos instante de execução das manobras látero-direcionais

Manobras látero-direcional	Horário de início	Horário de fim	Instante de início [s]	Instante de fim [s]	Duração [s]
aileron 1	10:46:11	10:46:17	211,58	217,87	6,2927
aileron 2	10:46:44	10:46:48	244,43	248,82	4,3816
aileron 3	10:47:38	10:47:43	299,12	303,31	4,1883
aileron 4	10:48:15	10:48:20	335,84	341,11	5,2708
leme 1	10:48:48	10:48:52	368,59	373,1	4,5049
leme 2	10:49:22	10:49:26	402,6	406,29	3,6854
leme 3	10:50:04	10:50:06	444,42	447,2	2,7781
leme 4	10:50:37	10:50:40	478,04	480,82	2,7799
aileron/leme 1	10:51:16	10:51:20	516,79	520,55	3,7629
aileron/leme 2	10:51:45	10:51:50	546	550,48	4,4761
aileron/leme 3	10:52:08	10:52:11	568,3	571,87	3,576
aileron/leme 4	10:52:36	10:52:42	596,27	602,31	6,0424